ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

ΣΥΜΒΟΛΗ ΣΤΗ ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΚΑΙ ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΑΙ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Γεώργιος Ι. Τσεκούρας

Αθήνα, Ιούλιος 2006

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

ΣΥΜΒΟΛΗ ΣΤΗ ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΚΑΙ ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΑΙ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Γεώργιος Ι. Τσεκούρας

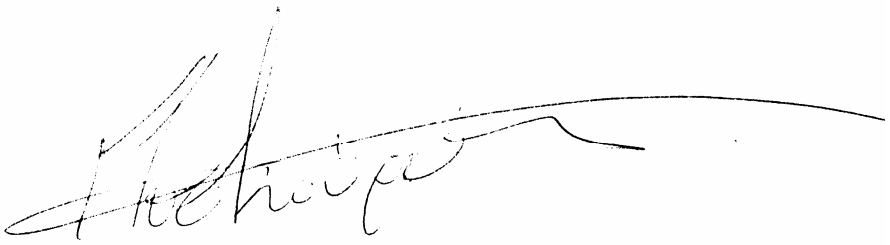
Συμβουλευτική Επιτροπή: Ευάγγελος Διαλυνάς (Επιβλέπων Καθηγητής)
Παντελής Κάπρος
Σταυρούλα Καβατζά

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 22α Σεπτεμβρίου 2006.

Ε. Διαλυνάς Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Π. Κάπρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Σ. Καβατζά Λέκτορας Ε.Μ.Π.
Ν. Χατζηαργυρίου Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Α.-Γ. Σταφυλοπάτης Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Γ. Κορρές Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Γ. Σταυρακάκης
Καθηγητής Πολυτεχνείου Κρήτης

Αθήνα, Ιούλιος 2006



.....

Γεώργιος Ι. Τσεκούρας
Διδάκτωρ Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Γεώργιος Ι. Τσεκούρας, 2006.
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητική φύσης, υπό την προϋπόθυεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της ενέργειας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται στο συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΤΙΤΛΟΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

«Συμβολή στη Βραχυπρόθεσμη και Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Ζήτησης Φορτίου και Ενέργειας Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων»

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διατριβή έχει ως αντικείμενο τη μελέτη και την εξέταση του προβλήματος της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και των μεγάλων καταναλωτών του σε βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη κλίμακα.

Αρχικά παρουσιάζεται μία νέα μεθοδολογία αναγνώρισης προτύπων που αναπτύχθηκε για την ομαδοποίηση πελατών σε επιμέρους κατηγορίες με χρήση μεθόδων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης (όπως είναι η κ-μέσων, οι ιεραρχικές, ο διανυσματικός κβαντιστής, ο αυτό-οργανωμένος χάρτης και η κ-μέσων ασαφούς λογικής) σε δύο επίπεδα. Στο πρώτο στάδιο διαμορφώνονται οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του εκάστοτε καταναλωτή, ενώ στο δεύτερο σχηματίζονται οι αντίστοιχες κατηγορίες καταναλωτών και οι αντιπροσωπευτικές τους καμπύλες. Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ανά στάδιο χρησιμοποιούνται έξι δείκτες καταλληλότητας. Εφαρμόζεται για την περίπτωση 94 πελατών μέσης τάσης του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος. Ακόμη με τη χρήση μίας καινούργιας μεθοδολογίας αναγνώρισης προτύπων διαμορφώνονται οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης, οι οποίες αποτελούν απαραίτητα στοιχεία για το μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

Στη συνέχεια επιλύεται το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου με χρήση των τεχνητών πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων (Τ.Ν.Δ.) για τα ωριαία φορτία του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος του επόμενου εικοσιτετραώρου με διάφορους αλγόριθμους εκπαίδευσης πέρα της οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (όπως τον προσαρμοστικό αλγόριθμο κανόνων ορμής και εκπαίδευσης, τον ευπροσάρμοστο, των μεθόδων συζευγμένης μεταβολής κλίσης και *Newton)* και διαφορετικά σενάρια εισόδων (φορτία, θερμοκρασίες, τυπικές ομάδες φορτίου, χρήση της τεχνικής συμπίεσης δεδομένων βασικής ανάλυσης συνιστωσών κα.). Συγχρόνως προσδιορίζεται το διάστημα εμπιστοσύνης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας, η επίδραση του πλήθους των ετών στο σύνολο εκπαίδευσης και του ποσοστού των στοιχείων αξιολόγησης επί των συνολικών διαθέσιμων στοιχείων, ενώ το ζήτημα των αργιών αντιμετωπίζεται μέσω της ομαδοποίησης των καμπυλών φορτίου.

Επίσης παρουσιάζεται η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου μεγάλων καταναλωτών για το επόμενο εικοσιτετράωρο για 15-λεπτά φορτία, με την οποία επιλύεται συστηματικά το πρόβλημα της συσχέτισης θερμοκρασίας–φορτίου ανά καταναλωτή, ενώ η πρόβλεψη πραγματοποιείται με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων και μεθόδων κατηγοριοποίησης. Εκτελείται αναλυτικά για την περίπτωση ενός βιομηχανικού καταναλωτή.

Για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας αναπτύσσονται δύο νέοι αλγόριθμοι: Ο πρώτος βασίζεται στη μη γραμμική πολυμεταβλητή παλινδρόμηση και πραγματοποιεί μία εκτεταμένη έρευνα, προκειμένου να επιλέξει τις κατάλληλες συναρτήσεις μετασχηματισμού των μεταβλητών εισόδου, των συντελεστών βάρους και των περιόδων εκπαίδευσης λαμβάνοντας υπόψη την ανάλυση συσχετίσεων των μεταβλητών εισόδων. Ο δεύτερος αλγόριθμος στηρίζεται σε ένα προσαρμοστικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο μετασχηματίζει κατάλληλα τις μεταβλητές εισόδου σε διαφορές ή σχετικές διαφορές, προκειμένου να προβλέψει τιμές εκτός του συνόλου εκπαίδευσης. Οι παράμετροι των ΤΝΔ, όπως οι τελικά χρησιμοποιούμενες είσοδοι, ο αριθμός των νευρώνων, οι αρχικές τιμές και οι χρονικές παράμετροι του όρου ορμής και του ρυθμού μάθησης, επιλέγονται συγχρόνως μέσω κατάλληλης διαδικασίας βελτιστοποίησης. Εφαρμόζονται στην περίπτωση του διασυνδεδεμένου συστήματος και των διαφόρων χρήσεων της ηλεκτρικής ενέργειας σε ετήσια και μηνιαία κλίμακα και συγκρίνονται με υπάρχοντα κλασικά μοντέλα.

Για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου επιλύνονται τα εξής προβλήματα με χρήση νέων μεθοδολογιών:

- εκτίμηση τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών του επόμενου έτους με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου παρελθόντων ετών και του αλγορίθμου μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης,

• εκτίμηση καμπύλης διάρκειας φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση στατιστικής κατανομής πλήθους ημερών ανά τυπική ομάδα κάθε εποχής και εκτιμούμενων αντίστοιχων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών,

• εκτίμηση χρονολογικής καμπύλης φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση είτε μόνο του είδους των τυπικών καμπυλών φορτίου των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών, είτε των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης και του είδους της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας) στην επιλογή των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου με τη βοήθεια κανόνων ασαφούς λογικής.

Παρουσιάζονται αποτελέσματα από την εφαρμογή τους για το έτος 2000. Αναπτύσσονται συνοπτικά οι αρχές της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου ενός καταναλωτή με χρήση μεθόδων κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών φορτίου και δύνανται να προσδιοριστεί το κάτω όριο σφάλματος με τα υπάρχοντα δεδομένα.

Στο τέλος της εργασίας καταγράφονται συνοπτικά ο σχεδιασμός και η ανάπτυξη μίας βάσης δεδομένων, η οποία περιλαμβάνει εκείνα τα στοιχεία που χρειάζονται για την περιγραφή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και την εκτίμηση του φορτίου του, τόσο συγκεντρωτικά, όσο και από τη μεριά του τυπικού καταναλωτή, ώστε μελλοντικά να είναι δυνατή η προσέγγιση του συστήματος από την πλευρά της ζήτησης.

ΛΕΞΕΙΣ-ΚΛΕΙΔΙΑ: βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας, κατηγοριοποίηση καταναλωτών, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων

TITLE

“Contribution to short-term and mid-term load and energy forecasting for power systems based on pattern recognition methods”

SUMMARY

The subject of this thesis is the study and the examination of short-term and midterm load forecasting for the Greek power system and its larger consumers.

Firstly, a new two-stage methodology is presented, which has been developed for the classification of electricity customers. It is based on pattern recognition unsupervised methods, such as k-means, hierarchical clustering, Kohonen adaptive vector quantization, self organized maps (SOM) and fuzzy k-means. In the first stage, the respective typical chronological load curves of each customer are estimated using the pattern recognition methods and their results are compared using six adequacy measures. In the second stage, the classification of customers is performed by using the same methods and measures, together with the representative load patterns of customers being obtained from the first stage. This methodology is applied on a set of 94 medium voltage customers of the Greek power system. The typical chronological load curves of the Greek power system and of the temperatures of Athens and Thessalonica are modified using a new pattern recognition methodology (similar to the first stage of the methodology for the customers classification), which are necessary data for the midterm load forecasting models.

In the case of hourly short-term load forecasting for the next day for the Greek power system, multilayer artificial neural networks (ANN) are used with different training algorithms (like back-propagation, resilient,

adaptive, conjugate gradient and Newton algorithms) and different scenarios for input variables (loads, temperatures, typical load days, data compression using principal component analysis etc.). Meanwhile, the confidence interval is calculated using the re-sampling method, while the size of the years of the training set and the percentage of the patterns of the validation set in comparison to the total available patterns for training are also studied. The special issue of special days is solved using the respective classification of the typical chronological days of the power system.

A new 15-minutes short-term load forecasting methodology for the next day for large electricity customers is also presented. It systematically solves the correlation problem between temperature and customer's load, while the final forecast is realized using ANN and classification models. The case of an industry is analytically registered.

In addition, two new algorithms for midterm energy forecasting are proposed. The first one is based on a non-linear multivariable regression method and performs an extensive search in order to select the appropriate transformation functions of input variables, the weighting factors and the training periods to be used, by taking into consideration the correlation analysis of the selected input variables. The second one is an adaptive artificial neural network, which properly transforms the input variables to differences or relative differences, in order to predict energy values not included in the training set. The ANN parameters, such as the finally used input variables, the number of neurons, initial values and time periods of momentum term and training rate, are simultaneously selected by an optimization process. Results from an extensive analysis conducted by the developed method for the Greek power system and for different categories of customers are compared to those obtained from the application of standard regression methods.

The following issues, regarding midterm load forecasting, are solved using new methodologies:

- estimation of the typical daily chronological load curves of the next year per season (summer and winter) using classification methodology for typical daily chronological load curves of the past years and the non-linear multivariable regression algorithm,
- estimation of duration load curves per season of the next year using the statistical distribution of the days' population per typical load day of each season and the respective estimated typical daily chronological load curves,
- estimation of seasonal chronological load curves of the next year using either only the kind of the typical load curves of the respective calendar and special days from the past years, or the typical temperature days of Athens and Thessalonica and the kind of day of the week (or special day) for the selection of the respective estimated typical daily chronological load curves based on fuzzy logic rules.

The results of the application of the above methodologies for the year 2000 are presented. The principles of the midterm load forecasting methodology for customers are analyzed, based on the classification methodology. The lower limit of the forecastingg error can be calculated with the existing data.

Finally in order to achieve this purpose the design and development of a database is necessary. This involves all important data for the description of the power system and its load estimation from two points of view: both overall and from the behalf of the typical consumer, so that in future the load forecasting may be realized in terms of demand side.

KEYWORDS: short-term load forecasting, midterm load forecasting, midterm energy forecasting, customers classification, artificial neural network, fuzzy logic, pattern recognition methods

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διατριβή ανατέθηκε και επιβλέφθηκε από τον αείμνηστο καθηγητή Ε.Μ.Π. Γεώργιο Κονταξή, στο Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π., μέχρι το ξαφνικό θάνατό του την 1-11-2004. Η εκπόνηση αυτής της διατριβής αφιερώνεται στη μνήμη του.

Στη συνέχεια ο κ. Ευάγγελος Διαλυνάς, Καθηγητής Ε.Μ.Π., ανέλαβε την ευθύνη της επίβλεψης και με την καθοδήγησή του έφθασε στην ολοκλήρωσή της. Για την πολύτιμη βοήθειά του και την εμπιστοσύνη που έδειξε στον πρόσωπό μου υπό δύσκολες συνθήκες επιθυμώ να του εκφράσω τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες.

Επίσης οφείλω να ευχαριστήσω τον κ. Παντελή Κάπρο, Καθηγητή Ε.Μ.Π., και την κ. Σταυρούλα Καβαντζά, Λέκτορα Ε.Μ.Π., που αποτελούν τα δύο άλλα μέλη της τριμελούς συμβουλευτικής επιτροπής, για τη βοήθειά τους.

Ακόμη ευχαριστώ θερμά τον κ. Νικόλαο Χατζηαργυρίου, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για την πολύτιμη βοήθειά του στη συγγραφή των άρθρων που σχετίζονται με την έρευνα της διατριβής και την τόσο αναγκαία καθοδήγησή του.

Επίσης επιθυμώ να ευχαριστήσω τον κ. Τίμο Σελλή, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για τη βοήθεια που μου προσέφερε στην κατασκευή της βάσης δεδομένων (λογισμικό και βιβλιογραφία), τον κ. Ανδρέα-Γεώργιο Σταφυλοπάτη, Καθηγητή Ε.Μ.Π., για την καθοδήγησή του σε θέματα τεχνητής νοημοσύνης, καθώς και τον κ. Κωνσταντίνο Ντελκή, Επιστημονικό Συνεργάτη Ε.Μ.Π., για την επίλυση αποριών μου σε οικονομικά ζητήματα του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Ακόμη ευχαριστώ θερμά τον κ. Νικόλαο Ουζούνογλου, Καθηγητή Ε.Μ.Π., και την κ. Πολυξένη Γιαννοπούλου, Επίκ. Καθηγήτρια Ε.Μ.Π., για το έμπρακτο ενδιαφέρον τους.

Ειδική μνεία οφείλω να κάνω στον κ. Δημήτριο Βουμβουλάκη, Βοηθό Διευθυντή Διεύθυνσης Εμπορίας Δ.Ε.Η., για τις επιστημονικές συμβουλές του και τις εύστοχες παρατηρήσεις του και κυρίως στον κ. Κωνσταντίνο Αναστασόπουλο, πρώην Τομεάρχη Προμήθειας και Διαχείρισης Ενέργειας της Διεύθυνσης Εμπορίας της Δ.Ε.Η., για τη συνεργασία του, το μεγάλο χρόνο που διέθεσε και την προθυμία του για την επίλυση αποριών μου και την εύρεση δεδομένων τόσο από τη Δ.Ε.Η., όσο από εταιρείες του εξωτερικού. Επιθυμώ ακόμη να ευχαριστήσω θερμά τους κ.κ. Π. Ευσταθίου, Ι. Χαλκιαδάκη, Χ. Τσελέντη, Κ. Κουλόπουλο, Δ. Λαμπούση, Δ. Μερεντίτη, Ι. Σταγάκη, στελέχη της Δ.Ε.Η., για την άδεια και τη διάθεση των αναγκαίων στοιχείων για την εκπόνηση της διατριβής.

Οφείλω να ευχαριστήσω την Εθνική Στατιστική Υπηρεσία Ελλάδος (Ε.Σ.Υ.Ε.) και την Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (Ε.Μ.Υ.) για την απρόσκοπτη και δωρεάν διάθεση στοιχείων, που ήταν απολύτως αναγκαία για την πραγματοποίηση της εργασίας.

Ακόμη ευχαριστώ θερμά τους κ.κ.: Μαρία Τσαρούχα, Η.Μ.Μ.Υ του Ε.Μ.Π., για την πολύτιμη βοήθειά της κατά το σχεδιασμό και την ανάπτυξη της βάσης δεδομένων και του αντίστοιχου γραφικού της περιβάλλοντος, Ειρήνη Καρανάσιου και Κωνσταντίνο Τσιρέκη, διδάκτορες Η.Μ.Μ.Υ του Ε.Μ.Π., για την καθοδήγησή τους σε διαδικαστικά θέματα της διατριβής, Βασιλική Κονταργύρη, υποψήφια διδάκτορα Η.Μ.Μ.Υ του Ε.Μ.Π., και Αναστάσιο Σαλή, διδάκτορα Η.Μ.Μ.Υ του Ε.Μ.Π., για την υποστήριξή τους σε τεχνικά θέματα του Η/Υ, Ελένη Χατζή και Νίκη Φανουράκη, πολιτικούς μηχανικούς του Ε.Μ.Π., για την τελική διαμόρφωση κειμένων στα αγγλικά.

Τέλος οφείλω να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την ολόπλευρη ηθική και υλική υποστήριξη που παρείχαν κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

ΧΡΗΜΑΤΟΔΟΤΗΣΗ

Η παρούσα διατριβή πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια του προγράμματος «Διερεύνηση των δυνατοτήτων εξοικονόμησης ενέργειας στον κλάδο του ηλεκτρισμού. Η περίπτωση του προγράμματος Ορθολογικής Χρήσης Ενέργειας 1994-1999 της ΔΕΗ.», εντασσόμενη στο πρόγραμμα Υποτροφιών Προσανατολισμένης Έρευνας του ΕΠΕΤ ΙΙ -ΥΠΕΡ 97- (κωδικός 97 ΥΠ-8), με χρηματοδότες τη Δ.Ε.Η., την Ευρωπαϊκή Κοινότητα και τη Γενική Γραμματεία Έρευνας και Τεχνολογίας.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ 13

1.1. Πρόβλεψη Φορτίου στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας 13
1.2. Αντικείμενο Διατριβής 14
1.3. Βασική Συνεισφορά της Διατριβής 17
1.4. Βιβλιογραφία 18

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΥΠΙΚΩΝ ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΜΠΥΛΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΠΕΛΑΤΩΝ ΜΕΣΩ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΠΡΟΤΥΠΩΝ 19

2.1. Διαμόρφωση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Συστήματος και Πελατών 19
2.2. Εύρεση Δεδομένων 20
2.2.1. Γενικά 20
2.2.2. Αναγνώριση Προτύπων 21
2.3. Εξέλιξη της Αναγνώρισης Προτύπων σε Θέματα Τιμολόγησης και Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας 26
2.4. Λόγοι Ανάπτυξης Νέων Μεθοδολογιών Κατηγοριοποίησης Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Συστήματος και Καταναλωτών με Χρήση της Αναγνώρισης Προτύπων 27
2.5. Θεωρητική Ανάλυση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων 28
2.5.1. Γενικά 28
2.5.2. Κ-μέσων 30
2.5.3. Εκπαιδευόμενος Διανυσματικός Κβαντιστής - LVQ 31
2.5.4. Ασαφής Ομαδοποίηση κ-μέσων 32
2.5.5. Νευρωνικό Δίκτυο Αυτό-οργανωμένου Χάρτη — SOM 33
2.5.6. Ιεραρχικοί Αλγόριθμοι Συγχώνευσης 37
2.6. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών σε Δύο Επίπεδα με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων 39
2.7. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών σε Δείγμα Καταναλωτών Ελληνικού Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας 42
2.7.1. Εφαρμογή του 1ου Επιπέδου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών προς Εύρεση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου ενός Καταναλωτή 42
2.7.1.1. Κ-μέσων 42
2.7.1.2. Εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής 52
2.7.1.3. Ασαφής λογική κ-μέσων 55
2.7.1.4. Μονοδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης 55
2.7.1.5. Διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης 60
2.7.1.6. Ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης 63
2.7.1.7. Σύγκριση μεθόδων 65
2.7.2. Ολοκλήρωση 1ου Σταδίου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Πελατών - Εύρεση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Κάθε Καταναλωτή εκ του Συνόλου Δείγματος Πελατών Μέσης Τάσης 67
2.7.3. Ολοκλήρωση 2ου Σταδίου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Πελατών - Εύρεση Τυπικών Αντιπροσωπευτικών Χρονολογικών Καμπυλών Ομάδων Πελατών Μέσης Τάσης 69
2.7.3.1. Γενικά 69
2.7.3.2. Επιλογή της πολυπληθέστερης ομάδας του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας WCBCR 70

2.7.3.3. Επιλογή της πολυπληθέστερης ομάδας του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας MIA *73*
2.7.3.4. Επιλογή της ομάδας αιχμής του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας WCBCR *77*
2.7.4. Συμπεράσματα από την Εφαρμογή της Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης 83
2.8. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων 83
2.9. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών για τη Ζήτηση Φορτίου του Ελληνικού Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας 84
2.9.1. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου για Περίοδο ενός Έτους 84
2.9.2. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου για Περίοδο ενός Εξαμήνου 91
2.10. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών για τη Θερμοκρασία 97
2.10.1. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης για τη Χρονική Περίοδο 1986-2000 97
2.10.2. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης ανά Εποχή (καλοκαίρι-χειμώνα) για τη Χρονική Περίοδο 1986-2000 103
2.11. Συμπεράσματα 106
2.12. Βιβλιογραφία 107

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ 109
3.1. Βασικές Αρχές Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου 109
3.2. Μεθοδολογίες και Εξέλιξη Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου 110
3.3. Ανάπτυξη Τεχνητών Πολυεπίπεδων Νευρωνικών Δικτύων 115
3.3.1. Βασικές Αρχές 115
3.3.2. Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος 116
3.3.3. Παραλλαγές Αλγορίθμου Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος 123
3.3.4. Δίλημμα Πόλωσης - Μεταβλητότητας 127
3.3.5. Κριτήρια Αξιολόγησης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων 128
3.3.6. Διαστήματα Εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 128
3.3.7. Συμπίεση Δεδομένων 130
3.4. Εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου του Ελληνικού Διασυνδεδεμένου Συστήματος 131
3.4.1. Γενικά 131
3.4.2. Βασική Μορφή ΤΝΔ Πρόβλεψης 24ώρης Καμπύλης Φορτίου 132
3.4.2.1. Είσοδοι ΤΝΔ *132*
3.4.2.2. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής *132*
3.4.2.3. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής *136*
3.4.2.4. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή ή ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης *137*
3.4.2.5. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με χρήση προσαρμοστικών ή απλών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής *139*
3.4.2.6. ΤΝΔ με χρήση του αλγόριθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης *141*
3.4.2.7. ΤΝΔ με χρήση του αλγόριθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης *142*
3.4.2.8. ΤΝΔ με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγόριθμου εκπαίδευσης *143*

3.4.2.9. ΤΝΔ με χρήση των αλγορίθμων εκπαίδευσης Newton 143
3.4.2.10. Σύγκριση ΤΝΔ 143
3.4.2.11. Διάστημα Εμπιστοσύνης 144
3.4.3. Άλλες Μορφές Εισόδων για ΤΝΔ Πρόβλεψης 24ώρης Καμπύλης Φορτίου 146
3.4.3.1. Γενικά 146
3.4.3.2. Διαφοροποίηση στον τρόπο κωδικοποίησης της ημέρας εβδομάδας και εισόδου των θερμοκρασιών 146
3.4.3.3. Προσθήκη ομάδας τυπικής χρονολογικής καμπύλης φορτίου συστήματος 147
3.4.3.4. Χρήση της τεχνικής συμπίεσης PCA για τα δεδομένα εισόδων 148
3.4.3.5. Ξεχωριστή εκτέλεση ανά ώρα 149
3.4.4. Πλήθος Ετών στη Διαμόρφωση του Συνόλου Εκπαίδευσης – Ποσοστό Στοιχείων Αξιολόγησης 152
3.4.5. Αντιμετώπιση των Αργιών 152
3.4.6. Υπολογιστικός Χρόνος Εκπαίδευσης 153
3.5. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου Μεγάλων Καταναλωτών για το Επόμενο Εικοσιτετράωρο 154
3.6. Εφαρμογή της Αναπτυχθείσας Μεθοδολογίας Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου σε Βιομηχανικό Καταναλωτή 156
3.7. Συμπεράσματα 160
3.8. Βιβλιογραφία 161

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ 165
4.1. Βασικές Αρχές και Μεθοδολογίες Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας και Φορτίου 165
4.2. Υβριδικός μη - Γραμμικός Παλινδρομικός Αλγόριθμος Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας Πολλών Μεταβλητών 167
4.3. Προσαρμοστικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας 172
4.4. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Ετήσιας Ενέργειας Διασυνδεδεμένου Συστήματος 176
4.4.1. Γενικά 176
4.4.2. Εφαρμογή του υβριδικού μη - γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου πολλών μεταβλητών 176
4.4.3. Εφαρμογή του προσαρμοστικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου 179
4.4.4. Σύγκριση με Κλασικές Μεθόδους 181
4.4.5. Ανάλυση Ευαισθησίας 182
4.5. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Μηνιαίας Ενέργειας Διασυνδεδεμένου Συστήματος 183
4.6. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Ετήσιας Ενέργειας Ανά Χρήση 184
4.7. Συμπεράσματα 185
4.8. Βιβλιογραφία 185

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ 187
5.1. Βασικές Αρχές Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου 187
5.2. Μεθοδολογία Εύρεσης Τυπικών Ημερήσιων Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Επόμενου Έτους 188
5.3. Μεθοδολογία Εύρεσης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου και Διάρκειας Φορτίου Επόμενου Έτους με Χρήση Φορτίων και Ημερολογιακών Στοιχείων 189
5.4. Μεθοδολογία Εύρεσης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου Επόμενου Έτους με τη Βοήθεια Ασαφούς Λογικής και Χρήσης Ομάδων Φορτίων και Θερμοκρασιών 190
5.5. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Τυπικών Ημερήσιων Χρονολογικών Καμπυλών Φορτίου Επόμενου Έτους ανά Εποχή 192

5.6. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Καμπύλης Διάρκειας Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους 196
5.7. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους με Χρήση των Τυπικών Ομάδων Φορτίου Παρελθόντων Ετών της Αντίστοιχης Ημερομηνίας 200
5.8. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους με Βάση την Ασαφή Λογική και με Χρήση των Τυπικών Ομάδων Φορτίου και Θερμοκρασίας 203
5.9. Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου Μεγάλων Καταναλωτών του Ελληνικού Συστήματος 211
5.10. Συμπεράσματα 211
5.11. Βιβλιογραφία 212

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ 213
6.1. Σύνοψη της Διατριβής και Τελικά Συμπεράσματα 213
6.2. Συνεισφορά της Διατριβής 218
6.3. Χρησιμότητα της Διατριβής 220
6.4. Περιοχές για Περαιτέρω Έρευνα 221

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ ΚΑΙ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ-ΦΟΡΤΙΟΥ 223
Α.1. Αναγκαιότητα Συστηματικής Καταγραφής Δεδομένων 223
Α.2. Ανάλυση Εννοιών και Όρων των Βάσεων Δεδομένων 223
Α.3. Εξέλιξη των Βάσεων Δεδομένων στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας 227
Α.4. Σχεδιασμός Νέας Βάσης Δεδομένων Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας 229
Α.4.1. Γενική Δομή της Βάσης Δεδομένων 229
Α.4.2. Περιγραφή Απαιτήσεων της Βάσης Δεδομένων 230
Α.4.3. Εννοιολογικός και Λογικός Σχεδιασμός της Βάσης Δεδομένων 235
Α.4.3.1. Σύγκριση των μοντέλων δεδομένων για συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας 235
Α.4.3.2. Εργαλεία σχεδιασμού και υλοποίησης βάσης δεδομένων 236
Α.4.3.3. Παραδείγματα του σχεσιακού μοντέλου της βάσης δεδομένων 237
Α.4.3.4. Σχηματισμός διεπαφών και υπόλοιπες δυνατότητες γραφικού περιβάλλοντος της βάσης δεδομένων 239
Α.5. Συμπεράσματα 239
Α.6. Βιβλιογραφία 240

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1. Πρόβλεψη Φορτίου στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ένα από τα βασικότερα χαρακτηριστικά της ηλεκτρικής ισχύος είναι η διαθεσιμότητά της ανά πάσα στιγμή στο σημείο ζήτησης με χαρακτηριστικά τέτοια, που να καλύπτουν τις απαιτήσεις του καταναλωτή σε ποιότητα (επίπεδα τάσης και συχνότητας, συντελεστής παραμόρφωσης αρμονικών κτλ.) και ποσότητα (επάρκεια) με το ελάχιστο δυνατό κόστος [1].

Για να είναι δυνατή η κάλυψη της ζήτησης φορτίου στο άμεσο ή στο απώτερο μέλλον, είναι απαραίτητο να αναπτυχθούν οι κατάλληλες μεθοδολογίες πρόβλεψης του φορτίου. Αυτές διακρίνονται στις ακόλουθες τέσσερις κατηγορίες [2]:

- *πολύ βραχυπρόθεσμη*, όπου γίνεται η πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου για τα επόμενα 30 λεπτά, με βήματα μερικών δευτερολέπτων ως λεπτού. Έχει ως στόχο την κάλυψη των αναγκών των συστημάτων αυτομάτου ελέγχου των γεννητριών, τα οποία χρειάζονται όσο το δυνατό καλύτερη πληροφόρηση για τις μελλοντικές αλλαγές φόρτισής τους, ώστε να προχωρήσουν στις αναγκαίες μεταβολές της παροχής καυσίμου και ρύθμισης των επιπέδων τάσης εξόδου τους. Με αυτόν τον τρόπο είναι δυνατός ο έλεγχος της σχέσης συχνότητας-φορτίου και της ασφάλειας του συστήματος. Παράλληλα γίνεται η οικονομική κατανομή του φορτίου στις ήδη ενταγμένες στο σύστημα μονάδες παραγωγής προς μείωση του οικονομικού κόστους.
- *βραχυπρόθεσμη*, όπου γίνεται η πρόβλεψη του φορτίου για το επόμενο εικοσιτετράωρο ως μία εβδομάδα με χρονικό βήμα της μισής ή της μίας ώρας. Έχει ως στόχους πέρα από τη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων, τη διαμόρφωση της σειράς ένταξης τους με βάση τα κριτήρια της οικονομικής κατανομής, λαμβάνοντας υπόψη τα αντίστοιχα προγράμματα συντήρησης. Συγχρόνως υλοποιείται η βραχυπρόθεσμη υδροθερμική συνεργασία προς ελαχιστοποίηση του κόστους παραγωγής και καλύτερη εκμετάλλευση των διαθέσιμων υδάτινων πόρων ταμιευτήρων και ποταμών, ενώ προσδιορίζονται οι ανταλλαγές ισχύος με άλλα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Με βάση τα αποτελέσματά της πραγματοποιούνται μέτρα διαχείρισης φορτίου, όπως αποκοπή ιδίων φορτίων και εφαρμογή τιμολογίων διακοπτόμενου φορτίου.
- *μεσοπρόθεσμη*, όπου η αντίστοιχη πρόβλεψη γίνεται για μερικούς μήνες ως λίγα έτη με χρονικό βήμα εβδομάδας. Αφορά κυρίως τη ρύθμιση των προγραμμάτων συντήρησης των μονάδων παραγωγής, αγοράς καυσίμων και αξιοποίησης των διαθέσιμων υδάτινων πόρων στις καταλληλότερες χρονικές περιόδους του έτους. Παράλληλα μελετώνται και υλοποιούνται προγράμματα συντήρησης ή βελτίωσης των δικτύων μεταφοράς και διανομής προς αντιμετώπιση σχετικών προβλημάτων αύξησης του φορτίου και προωθούνται μέτρα ενεργειακής αποδοτικότητας και διαχείρισης.
- *μακροπρόθεσμη*, όπου η αντίστοιχη πρόβλεψη γίνεται με χρονικό ορίζοντα 10-20 ετών με βήμα ενός έτους. Αφορά κυρίως την ετήσια αιχμή φορτίου (ή και τις εποχιακές) και τη συνολική ετήσια ενέργεια για τα επόμενα 10 με 20 χρόνια, ώστε να είναι δυνατός ο σχεδιασμός και η κατασκευή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, π.χ. η δημιουργία νέων μονάδων παραγωγής ή η κατασκευή νέων γραμμών μεταφοράς, δηλαδή έργων αρκετά χρονοβόρων και υψηλού κόστους.

Η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας επηρεάζεται από ένα πλήθος διαφορετικών και σε αρκετές περιπτώσεις απροσδιόριστων παραγόντων. Οι κλασικοί, βασικοί παράγοντες είναι οι εξής [1]:

- *οικονομικοί*, δηλαδή η οικονομική κατάσταση, το οικονομικό περιβάλλον και οι ρυθμοί ανάπτυξης κάποιας περιοχής επηρεάζουν καθοριστικά την αντίστοιχη ζήτηση. Άλλωστε με την πάροδο των ετών αλλάζει το βιοτικό επίπεδο των καταναλωτών, εξελίσσεται δημογραφικά ο πληθυσμός τους και η σύνθεσή τους, αυτοματοποιούνται οι αγροτικές και βιομηχανικές δραστηριότητες και βελτιώνεται η λειτουργία των συσκευών και των μηχανών επιδρώντας σε μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη βάση.
- *εποχιακοί*, καθώς τα φορτία παρουσιάζουν έντονες διακυμάνσεις κατά τη διάρκεια του εικοσιτετραώρου, της εβδομάδας και του έτους, οι οποίες οφείλονται κυρίως στις μεταβολές των καιρικών συνθηκών και των ανθρώπινων δραστηριοτήτων.
- *μετεωρολογικοί*, διότι η θερμοκρασία κατά κύριο λόγο (και σε αρκετά μικρότερο ποσοστό η υγρασία, η ανεμόπτωση και η ηλιοφάνεια) επιδρούν στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας.
- *τυχαίοι*, όπως είναι ορισμένα τυχαία γεγονότα, π.χ. μεγάλες απεργίες, εκλογές, μετάδοση κάποιων τηλεοπτικών προγραμμάτων, φυσικές καταστροφές κτλ.
- *αβέβαιοι*, δηλαδή παράγοντες που είναι πολύ δύσκολο να προβλεφθούν, όπως οι προοπτικές ανάπτυξης μίας περιοχής, ο ρυθμός αύξησης του πληθυσμού και η πορεία της οικονομίας.

Ανάλογα με το βάθος χρόνου της πρόβλεψης η δράση ορισμένων από αυτούς περιορίζεται, π.χ. δεν επιδρά ο ετήσιος ρυθμός οικονομικής ανάπτυξης της χώρας στην πρόβλεψη του φορτίου για την επόμενη μισή ώρα.

Σήμερα επιδρούν δύο επιπλέον παράγοντες στη διαμόρφωση της ζήτησης του φορτίου, η *απελευθέρωση της αγοράς ενέργειας* και οι απαιτήσεις για τη διατήρηση του *φυσικού περιβάλλοντος* σε συνδυασμό με τις ενεργειακές κρίσεις των τελευταίων δεκαετιών. Η απελευθέρωση της αγοράς ενέργειας (τόσο της ηλεκτρικής, όσο και του φυσικού αερίου) έχει ως άμεσες συνέπειες το μη δεδομένο πλήθος καταναλωτών των επιχειρήσεων ηλεκτρισμού και το σημαντικά πιο ενεργό ρόλο του κάθε καταναλωτή, καθώς δύναται να αλλάξει προμηθευτή ενέργειας και να συμμετέχει στη διαμόρφωση του φορτίου μέσω προσφοράς μείωσης της ζήτησής του [3]. Παράλληλα ο καταναλωτής έχει ευαισθητοποιηθεί στα περιβαλλοντικά ζητήματα, ενώ η αύξηση των τιμών των καυσίμων και αναγκαστικά και της ηλεκτρικής ενέργειας τον έχουν ωθήσει στην καλύτερη εκμετάλλευση των τιμολογίων ηλεκτρικής ενέργειας, με αποτέλεσμα να συμμετέχει σε προγράμματα ενεργειακής αποδοτικότητας και να εφαρμόζει μέτρα διαχείρισης φορτίου.

Τα τελευταία αποδεικνύουν όχι, μόνο τη σημασία της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου εντός του νέου περιβάλλοντος που διαμορφώνεται στην αγορά της ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά και ότι η πρόβλεψη φορτίου σε επίπεδο συστήματος δεν επαρκεί και θα χρειαστεί ο προσδιορισμός της ζήτησης των επιμέρους καταναλωτών, ειδικά εκείνων που μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά τη ζήτηση και τους επιτρέπεται να αλλάξουν τον προμηθευτή τους.

1.2. Αντικείμενο Διατριβής

Αντικείμενο της παρούσας διατριβής είναι η μελέτη και η εξέταση του προβλήματος της πρόβλεψης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και των μεγάλων καταναλωτών του σε βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη κλίμακα. Ουσιαστικά η διατριβή επιχειρεί:

- να διαμορφώσει τυπικές χρονολογικές καμπύλες του εκάστοτε πελάτη και του συστήματος με τη βοήθεια τεχνικών αναγνώρισης προτύπων, ώστε να είναι δυνατή η αντιπροσωπευτική περιγραφή τους, που είναι αναγκαίο στοιχείο για την ορθή επιλογή τιμολογίων από πλευράς καταναλωτών και για την εφαρμογή των μέτρων διαχείρισης φορτίου,
- να ομαδοποιήσει τους καταναλωτές σε κατηγορίες με βάση τη μορφή ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας και να σχηματίσει τις αντίστοιχες τυπικές καμπύλες φορτίου, δίνοντας ένα χρήσιμο εργαλείο για τη διαμόρφωση νέων τιμολογίων,
- να μειώσει τα σφάλματα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας με τη χρήση πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Τ.Ν.Δ.) εμπρόσθιας τροφοδότησης χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους εκπαίδευσης και βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους των Τ.Ν.Δ. που εμπλέκονται,
- να επιλύσει τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας και φορτίου του συστήματος με τη χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων, προσαρμοστικών πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων και μη

γραμμικών, πολυμεταβλητών παλινδρομικών μοντέλων, με τελικό σκοπό τη διαμόρφωση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου και της αντίστοιχης καμπύλης διάρκειας του επόμενου έτους,

- να θέσει τις αρχές της μεσοπρόθεσμης και της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου των μεγάλων καταναλωτών, που απασχολεί τόσο τους ίδιους, όσο και τους προμηθευτές τους.

Η διατριβή αποτελείται από έξι κεφάλαια και ένα παράρτημα. Το παρόν *πρώτο κεφάλαιο* αποτελεί την εισαγωγή, στην οποία τίθεται το πρόβλημα της πρόβλεψης φορτίου των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, αναπτύσσεται ο σκοπός και η δομή της διατριβής και περιγράφεται συνοπτικά η συνεισφορά της.

Στο *δεύτερο κεφάλαιο* εξετάζεται η διαμόρφωση τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου καταναλωτών και συστήματος με μεθόδους αναγνώρισης προτύπων. Αρχικά αναλύονται οι μέθοδοι μη επιβλεπόμενης κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιούνται, δηλαδή η κ-μέσων, οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης (απλής σύνδεσης, πλήρους σύνδεσης, σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού, μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού, σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού, μη σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού, ελαχίστης διασποράς), ο διανυσματικός κβαντιστής, ο αυτό-οργανωμένος χάρτης (μονοδιάστατου και διδιάστατου σε συνδυασμό με την κ-μέσων) και η κ-μέσων ασαφούς λογικής. Η αξιολόγηση των μεθόδων πραγματοποιείται με έξι κριτήρια καταλληλότητας (του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, του μέσου δείκτη καταλληλότητας, των δεικτών διασποράς ομαδοποίησης, πίνακα ομοιότητας, *Davies-Bouldin* με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων και του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων).

Στη συνέχεια αναπτύσσεται μία νέα μεθοδολογία αναγνώρισης προτύπων δύο επιπέδων για την κατηγοριοποίηση των πελατών των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Στο πρώτο επίπεδο προσδιορίζονται οι τυπικές αντιπροσωπευτικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του κάθε πελάτη και ο πληθυσμός των αντίστοιχων τυπικών ημερών. Στο δεύτερο στάδιο γίνεται η κατηγοριοποίηση των πελατών προσδιορίζοντας τις τυπικές ομάδες πελατών και τις αντίστοιχες χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου χρησιμοποιώντας τις αντιπροσωπευτικές καμπύλες του πρώτου επιπέδου. Σε κάθε στάδιο πραγματοποιείται ρύθμιση κάθε μεθόδου κατηγοριοποίησης, βελτιστοποίηση των παραμέτρων της ανά δείκτη καταλληλότητας, σύγκριση όλων των μεθόδων και επιλογή εκείνης της μεθόδου με τη βέλτιστη τιμή ανά δείκτη καταλληλότητας. Εφαρμόζεται για την περίπτωση 94 πελατών μέσης τάσης του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος.

Τέλος διαμορφώνονται οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης που είναι απαραίτητα στοιχεία για το μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με τη βοήθεια μίας μεθοδολογίας αναγνώρισης προτύπων. Η τελευταία επιτυγχάνει τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων των μεθόδων κατηγοριοποίησης που εφαρμόζονται και επιλέγει την καλύτερη μέθοδο ανά δείκτη καταλληλότητας.

Στο *τρίτο κεφάλαιο* εξετάζεται το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου του συστήματος και των πελατών δίνοντας έμφαση στην εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Τ.Ν.Δ.). Γίνεται μία ανασκόπηση των μεθόδων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου που έχουν χρησιμοποιηθεί (κλασικών, νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής) και μία σύντομη θεωρητική ανάλυση των πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων δίνοντας έμφαση σε εναλλακτικούς τρόπους εκπαίδευσης της οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (όπως στον προσαρμοστικό αλγόριθμο κανόνων ορμής και εκπαίδευσης, στον ευπροσάρμοστο, στης συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* ή κατά *Polak-Ribiere*, με ή χωρίς την αρχικοποίηση κατά *Powell-Beale*, στης βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, στις μεθόδους *Newton - quasi-Newton,* της τέμνουσας ενός βήματος, *Levenberg-Marquardt*). Επίσης αναλύονται ζητήματα, όπως κριτηρίων αξιολόγησης των Τ.Ν.Δ., μεθοδολογιών προσδιορισμού διαστήματος εμπιστοσύνης και τεχνικών συμπίεσης δεδομένων, όπως της ανάλυσης βασικών συνιστωσών.

Ακολουθεί η αναλυτική εφαρμογή και η σύγκριση των προαναφερθέντων αλγορίθμων εκπαίδευσης με τις εισόδους του αντίστοιχου νευρωνικού δικτύου για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα του Κιαρτζή [4] για τα ωριαία φορτία του επόμενου εικοσιτετραώρου και η εύρεση του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας. Εξετάζονται άλλες περιπτώσεις εισόδων του Τ.Ν.Δ., όπως αλλαγής του τρόπου κωδικοποίησης του είδους της ημέρας της εβδομάδας, του τρόπου εισαγωγής των θερμοκρασιών, της προσθήκης της τυπικής χρονολογικής καμπύλης συστήματος, της χρήσης τεχνικών συμπίεσης, του σχηματισμού ξεχωριστών τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανά ώρα. Μελετάται επίσης η επίδραση του πλήθους των ετών στο σύνολο εκπαίδευσης και του ποσοστού των στοιχείων αξιολόγησης επί των συνολικών

διαθέσιμων στοιχείων, ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος και οι εναλλακτικοί τρόποι αντιμετώπισης των αργιών (με ομαδοποίηση αντί της μεθοδολογίας του [4]).

Στο τέλος αυτού του κεφαλαίου γίνεται η εισαγωγή στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου μεγάλων καταναλωτών για το επόμενο εικοσιτετράωρο για 15-λεπτά φορτία. Αναπτύσσεται η δομή της αντίστοιχης μεθοδολογίας και επιλύεται συστηματικά το πρόβλημα της συσχέτισης της θερμοκρασίας – φορτίου ανά καταναλωτή. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται τόσο με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (με το σύνολο των φορτίων ή ανά τυπική ομάδα), όσο και με απευθείας εφαρμογή μόνο της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου λόγω των ελάχιστων διαθέσιμων δεδομένων (λιγότερα του έτους). Τέλος επισημαίνονται οι επιπλέον δυσκολίες που συναντιούνται έναντι του συστήματος.

Στο *τέταρτο κεφάλαιο* αναπτύσσονται δύο αλγόριθμοι πρόβλεψης ενέργειας σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα. Προτείνονται ένας τροποποιημένος αλγόριθμος παλινδρόμησης πολλών μεταβλητών με βάρη και συνεχείς, παραγωγίσιμες, μη γραμμικές συναρτήσεις και ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, με προσαρμοστικούς κανόνες ως προς τον όρο ορμής και τον ρυθμό μάθησης και με εκπαίδευση ανά πρότυπο. Με τον πρώτο αλγόριθμο γίνεται βελτιστοποίηση τόσο στους συντελεστές βάρους και τα χρονικά διαστήματα που χρησιμοποιούνται, όσο και στην επιλογή των μετασχηματισμένων μέσω των συναρτήσεων μεταβλητών εισόδου. Με τον δεύτερο γίνεται ο μετασχηματισμός εκείνων των μεταβλητών εισόδου ή / και εξόδου που παρουσιάζουν μία συνεχή αυξητική (ή πτωτική) τάση σε διαφορές ή σχετικές διαφορές έτσι, ώστε να είναι δυνατή η επιτυχής εκπαίδευση του Τ.Ν.Δ.. Οι αντίστοιχοι παράμετροί του, όπως οι τελικά χρησιμοποιούμενες είσοδοι, ο αριθμός των νευρώνων, οι αρχικές τιμές και οι χρονικές παράμετροι του όρου ορμής και του ρυθμού μάθησης, επιλέγονται συγχρόνως μέσω κατάλληλης διαδικασίας βελτιστοποίησης. Επισημαίνεται ότι το πλήθος των υπό διαμόρφωση εισόδων είναι μεγάλο και στις δύο περιπτώσεις, οπότε, προκειμένου να μειωθεί, χρησιμοποιείται μία διαδικασία με συντελεστές συσχέτισης, τόσο ανάμεσα στην εκάστοτε τελική μεταβλητή εισόδου με την έξοδο, όσο και μεταξύ των μεταβλητών εισόδου, ώστε να συμμετάσχουν στο υπό διαμόρφωση μοντέλο μόνο εκείνες που σχετίζονται ισχυρά με την έξοδο και να μην επικαλύπτονται από πλευράς πληροφορίας με άλλες μεταβλητές εισόδων.

Εφαρμόζονται στην περίπτωση πρόβλεψης ενέργειας συστήματος και διαφόρων χρήσεων σε ετήσια και μηνιαία κλίμακα και τα αποτελέσματά τους συγκρίνονται με τα αντίστοιχα κλασικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται για τον ελληνικό χώρο. Ως είσοδοι χρησιμοποιείται ένα πλήθος στοιχείων, όπως το ακαθάριστο εθνικό προϊόν, οι στατιστικοί δείκτες προϊόντων πετρελαίου και άνθρακα, χαρτιού και προϊόντων χαρτιού, χημικών προϊόντων, βασικών μετάλλων, τροφίμων και ποτών, κα., οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες Αθήνας και Θεσσαλονίκης, το πλήθος των πελατών, οι ετήσιες καταναλώσεις καταναλωτών της επιχείρησης ηλεκτρισμού, οι αντίστοιχες τιμές κόστους ανά kWh κα.. Επισημαίνεται ότι ο υβριδικός αλγόριθμος παλινδρόμησης αποτελεί βασικό μέσο κατά την επίλυση του ζητήματος της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου.

Αυτό το πρόβλημα επιλύεται στο *πέμπτο κεφάλαιο*. Η πρώτη μεθοδολογία που αναπτύσσεται έχει ως στόχο την εύρεση των τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών του επόμενου έτους. Στηρίζεται στη μεθοδολογία κατηγοριοποίησης του δευτέρου κεφαλαίου για την εύρεση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών των εποχών χειμώνα (Οκτώβριος-Μάρτιος) και καλοκαιριού (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) των προηγούμενων ετών δίνοντας έμφαση στο κριτήριο καταλληλότητας του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων του. Για την εκτίμηση των υπό πρόβλεψη τυπικών χρονολογικών καμπύλων βασίζεται στον αλγόριθμο της μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης, όπου για κάθε ώρα κάθε τυπικής ημέρας σχηματίζεται ένα ξεχωριστό μοντέλο με αρχικές εισόδους το τρέχον έτος και το αντίστοιχο φορτίο του προηγούμενου έτους. Με τη βοήθεια της στατιστικής κατανομής του πλήθους των ημερών που ανήκουν σε κάθε τυπική ομάδα ανά εποχή για το σύνολο των ετών εκπαίδευσης δύνανται να προσδιοριστεί η αντίστοιχη καμπύλη διάρκειας φορτίου για το επόμενο έτος.

Επίσης αναπτύσσονται δύο μεθοδολογίες εύρεσης μίας ενδεικτικής χρονολογικής καμπύλης φορτίου του επόμενου έτους ανά εποχή. Η πρώτη βασίζεται μόνο στο είδος των τυπικών ημερών των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών από το οποίο γίνεται η εκτίμηση της τυπικής ομάδας φορτίου της ημέρας υπό πρόβλεψη και με χρήση της αντίστοιχης εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης φορτίου γίνεται η τελική πρόβλεψη. Η δεύτερη λαμβάνει υπόψη την επίδραση των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης στην επιλογή των τυπικών ομάδων φορτίου με τη

βοήθεια της ασαφούς λογικής. Ειδικότερα οι κατηγοριοποιήσεις των χρονολογικών καμπυλών φορτίου ανά εποχή των παρελθόντων ετών και των αντίστοιχων καμπυλών θερμοκρασίας Αθήνας και Θεσσαλονίκης αντιστοιχούν στη διαδικασία της ασαφοποίησης. Κατά τον σχηματισμό ασαφών κανόνων για κάθε ημέρα των ετών εκπαίδευσης συνδυάζονται ως είσοδοι το είδος της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας) και οι τυπικές θερμοκρασιακές ομάδες της τρέχουσας ημέρας ως και των δύο προηγούμενών της, ενώ έξοδος είναι η τυπική ομάδα φορτίου της αντίστοιχης ημέρας. Για το έτος υπό πρόβλεψη θεωρούνται δεδομένες οι αντίστοιχες θερμοκρασιακές ομάδες, οπότε με βάση αυτές και με ήδη γνωστό το είδος της ημέρας της εβδομάδας σχηματίζεται το τμήμα εισόδων του ασαφούς κανόνα και εξάγεται ως συμπέρασμα η αντίστοιχη μελλοντική τυπική ομάδα φορτίου. Η μετάβαση από την ομάδα φορτίου στην αντίστοιχη εκτιμούμενη καμπύλη φορτίου (διαμέσου της μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης) ισοδυναμεί με τη διαδικασία της αποσαφοποίησης. Όλες οι προαναφερθείσες μεθοδολογίες εφαρμόζονται για το έτος 2000.

Στο τέλος του κεφαλαίου καταγράφονται συνοπτικά οι αρχές της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου ενός καταναλωτή με χρήση μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών φορτίου. Λόγω έλλειψης δεδομένων για περισσότερα του ενός έτους είναι δυνατός μόνο ο προσδιορισμός ενός κάτω ορίου σφάλματος πρόβλεψης με βάση τις πραγματικές τυπικές καμπύλες και με πλήρως γνωστή την κατανομή των τυπικών ημερών φορτίου.

Στο *έκτο κεφάλαιο* πραγματοποιείται η σύνοψη των αποτελεσμάτων και των συμπερασμάτων της διατριβής, επισημαίνονται οι συνεισφορές και η πρωτοτυπία της και καταγράφονται ζητήματα που μπορούν να επιλυθούν στο μέλλον.

Στο *παράρτημα Α* παρουσιάζεται συνοπτικά ο σχεδιασμός και η υλοποίηση μίας βάσης δεδομένων ικανής να συμπεριλάβει εκείνα τα στοιχεία που χρειάζονται για την περιγραφή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και την εκτίμηση του φορτίου του, τόσο συγκεντρωτικά, όσο και από τη μεριά του τυπικού καταναλωτή, ώστε από τη μία πλευρά να καλυφθούν οι ανάγκες για αποθήκευση δεδομένων των μεθοδολογιών που παρουσιάστηκαν στη διατριβή και από την άλλη να είναι δυνατή η μελλοντική προσέγγιση του συστήματος από την πλευρά της ζήτησης.

1.3. Βασική Συνεισφορά της Διατριβής

Η βασική συνεισφορά της διατριβής εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

♦ Ως προς *τη νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης καταναλωτών δύο επιπέδων*, πέρα από τη διαμόρφωση των τυπικών ομάδων καταναλωτών και αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών φορτίου, υλοποιείται:

- ο σχηματισμός των τυπικών ημερήσιων καμπυλών κάθε καταναλωτή (πρώτο στάδιο),
- η επιλογή της αντιπροσωπευτικής καμπύλης φορτίου του καταναλωτή, με την οποία αποφεύγεται ο εκ των προτέρων ορισμός της είτε μέσω μίας χαρακτηριστικής ημέρας του συστήματος, είτε μέσω μίας μέσης καμπύλης μίας ορισμένης χρονικής περιόδου, όπως συμβαίνει με τις προηγούμενες μεθοδολογίες,
- η κατάλληλη τροποποίηση των μεθόδων κ-μέσων και ασαφούς λογικής προς αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος,
- η ρύθμιση των παραμέτρων των αντίστοιχων μεθόδων κατηγοριοποίησης σε κάθε επίπεδο, όπως του ρυθμού μάθησης του διανυσματικού κβαντιστή,
- η αναλυτική σύγκριση της απόδοσης των αλγορίθμων κατηγοριοποίησης ανά επίπεδο με καθένα από τους έξι δείκτες καταλληλότητας και
- η χρησιμοποίηση του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων του ως μέτρο αξιολόγησης προβλημάτων κατηγοριοποίησης καταναλωτών.

♦ Ως προς *την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου του διασυνδεδεμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας* επιτυγχάνεται η αντιπροσώπευση της εκάστοτε εξεταζόμενης περιόδου με μικρό αριθμό τυπικών καμπυλών και γίνεται δυνατή η μελέτη της αντίστοιχης χρονικής τους εξέλιξης.

♦ Ως προς *την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών* προσδιορίζεται ένας εναλλακτικός τρόπος τυποποίησης των θερμοκρασιών και εύρεσης της κατανομής των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών διαχρονικά.

♦ Ως προς *τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος* πραγματοποιείται:

- η χρήση διαφορετικών μεθόδων εκπαίδευσης πολυεπίπεδων Τ.Ν.Δ., η βελτιστοποίηση των παραμέτρων τους και η σύγκρισή τους για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας,

- η τροποποίηση των εισόδων των Τ.Ν.Δ. προς βελτίωση της απόδοσής του, που επιτυγχάνεται με απευθείας χρήση μη τροποποιημένων θερμοκρασιών, κωδικοποίηση του είδους της ημέρας με ημιτονοειδείς συναρτήσεις, εκπαίδευση του δικτύου ανά ώρα, όχι όμως με τη συμπίεση δεδομένων και τη γενική χρήση τυπικών ομάδων,
- ο προσδιορισμός του διαστήματος εμπιστοσύνης της αντίστοιχης πρόβλεψης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας,
- η εναλλακτική πρόβλεψη των αργιών με χρήση μεθόδων κατηγοριοποίησης και σχηματισμού τυπικών ομάδων φορτίου σε συνδυασμό με τα Τ.Ν.Δ. (αντί του προτεινόμενου μετασχηματισμού του [4]).

♦ Ως προς *τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μεγάλων καταναλωτών* διαμορφώνεται μία μεθοδολογία αντιμετώπισης του ζητήματος αυτού που περιλαμβάνει:

- την αντιμετώπιση του προβλήματος της συσχέτισης θερμοκρασίας – φορτίου,
- την πρόβλεψη με την εφαρμογή εναλλακτικών βασικών μεθόδων (τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανά 15-λεπτό ή για το σύνολο της επόμενης μέρας, με ή χωρίς συμπίεση δεδομένων, με ή χωρίς τη χρήση τυπικών ομάδων, και μεθόδων κατηγοριοποίησης).

♦ Ως προς *τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών* προτείνονται δύο νέοι αλγόριθμοι:

- ένας αλγόριθμος παλινδρόμησης πολλών εισόδων, με βάρη και συνεχείς, παραγωγίσιμες, μη γραμμικές συναρτήσεις, το οποίο βελτιστοποιείται ως προς τις παραμέτρους του (είσοδοι, συναρτήσεις, βάρη) και τα χρονικά διαστήματα εκπαίδευσής του,
- ένα προσαρμοστικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, με κατάλληλους κανόνες ως προς τον όρο ορμής και τον ρυθμό μάθησης, με εκπαίδευση ανά πρότυπο και με χρήση μετασχηματισμού σε εκείνες από τις μεταβλητές που παρουσιάζουν διαρκώς εκτεινόμενο σύνολο τιμών.

♦ Ως προς *τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος* επιλύνονται τα εξής προβλήματα με χρήση νέων μεθοδολογιών:

- εκτίμηση τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους με χρήση μεθόδων κατηγοριοποίησης τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου παρελθόντων ετών και του αλγορίθμου μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης,
- εκτίμηση καμπύλης διάρκειας φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση στατιστικής κατανομής πλήθους ημερών ανά τυπική ομάδα κάθε εποχής και εκτιμούμενων αντίστοιχων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών,
- εκτίμηση χρονολογικής καμπύλης φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση είτε μόνο του είδους των τυπικών καμπυλών φορτίου των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών, είτε των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης και του είδους της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας) στην επιλογή των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου με τη βοήθεια κανόνων ασαφούς λογικής.

♦ Ως προς τη *μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου καταναλωτών* διατυπώνεται μία νέα μεθοδολογία επίλυσής της με βάση την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του κάθε καταναλωτή και προσδιορίζεται το κάτω όριο σφάλματος με τα υπάρχοντα δεδομένα.

1.4. Βιβλιογραφία

[1] Γ.Κονταξής, Β.Κ.Παπαδιάς: «Ηλεκτρική οικονομία», 1η Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, 1996

[2] Α. Μπακιρτζής: «Οικονομική λειτουργία συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας», 1η Έκδοση, Εκδόσεις Ζήτη, Θεσσαλονίκη, 1998

[3] Task VIII of International Energy Agency, Demand-side bidding in a competitive electricity market, "Market participants' views towards and experiences with demand side bidding", Research report No. 1, Ver. 2, January 2002

[4] Σπ. Κιαρτζής: «Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου», Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΥΠΙΚΩΝ ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΜΠΥΛΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ ΠΕΛΑΤΩΝ ΜΕΣΩ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

2.1. Διαμόρφωση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Συστήματος και Πελατών

Η διαμόρφωση τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου είναι αναγκαίο μέσο επίλυσης αρκετών προβλημάτων των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπως της βραχυπρόθεσμης και μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, της τιμολόγησης πελατών και της διαμόρφωσης ομάδων πελατών.

Στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου έχει αποδειχθεί ότι η χρήση τυπικών ημερών βελτιώνει την απόδοση αντίστοιχων μοντέλων ιδιαίτερα στην περίπτωση των αργιών [1-2]. Μέσω αυτού του διαχωρισμού δεν παραπλανούνται τα αντίστοιχα μοντέλα πρόβλεψης από τα φορτία των τελευταίων ημερών στα οποία δίνεται συνήθως ιδιαίτερο βάρος. Αντίστοιχα από την εύρεση των τυπικών καμπυλών ζήτησης φορτίου ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και την αντίστοιχη διαχρονική εξέλιξη είναι δυνατός ο προσδιορισμός των μελλοντικών καμπυλών φορτίου σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα [3], ώστε να διευκολυνθεί ο προγραμματισμός συντήρησης μονάδων και δικτύου, χρήσης υδατικών αποθεμάτων ταμιευτήρων, προμήθειας καυσίμων κα.

Επίσης χρησιμοποιείται για τη διαμόρφωση αντίστοιχων ομάδων πελατών για τιμολόγηση είτε άμεσα με χρήση των ίδιων των καμπυλών, είτε έμμεσα με χρήση κατάλληλων δεικτών [4-9]. Άλλωστε κάθε μεγάλος καταναλωτής μπορεί να τυποποιηθεί ως προς τις χρονολογικές του καμπύλες είτε από τον προμηθευτή ενέργειας, είτε από τον υπεύθυνο μηχανικό, ώστε να επιλεγεί το καταλληλότερο τιμολόγιο ή να εφαρμοστούν τα κατάλληλα μέτρα διαχείρισης φορτίου προς περιορισμό των αιχμών κατά τις ώρες υψηλής κοστολόγησης της ισχύος.

Σε όλες τις περιπτώσεις απαιτείται η ύπαρξη αναλυτικών χρονολογικών καμπυλών, οι οποίες έχουν προκύψει μέσω κατάλληλων μετρήσεων ή στα πλαίσια γενικότερων μελετών έρευνας φορτίου. Η χρήση των μεθόδων ταξινόμησης - αναγνώρισης προτύπων βοηθά στη συμπίεση των δεδομένων εφαρμόζοντας με αυτόν τον τρόπο τις αρχές της εύρεσης δεδομένων και γνώσης, που αποτελούν κατεξοχήν μεθοδολογίες εκμετάλλευσης των στοιχείων των βάσεων δεδομένων. Επίσης ελέγχεται ο εμπειρικός διαχωρισμός των τυπικών ημερών φορτίου σε εργάσιμες και αργίες με ή χωρίς τα Σάββατα και τις Κυριακές.

2.2. Εύρεση Δεδομένων

2.2.1. Γενικά

Η *εύρεση δεδομένων* (data mining) είναι η ανάλυση -συχνά πολλών- παρατηρημένων δεδομένων για την εύρεση μη γνωστών συσχετίσεων και τη συμπύκνωση των δεδομένων με τέτοιο τρόπο, ώστε να είναι κατανοητά και χρήσιμα στον αντίστοιχο χρήστη [10]. Χαρακτηρίζεται ως μία *ανάλυση δεδομένων δεύτερης βαθμίδας* (secondary data analysis) και γενικότερα ανήκει στην ευρύτερη έννοια *εύρεσης γνώσης από βάσεις δεδομένων* (knowledge discovery in databases - KDD).

Ειδικότερα περιγράφεται από τα εξής βήματα [11-13]:

- *ανάπτυξη βάσεων δεδομένων και επιλογή* (database development and selection), όπως με χρήση συντελεστών συσχέτισης ή με βάση την εμπειρία του χρήστη,
- *έλεγχος και προεπεξεργασία δεδομένων* (data filtering & preprocessing), όπως μετακίνηση λανθασμένων μετρήσεων ή ακραίων τιμών,
- *μετατροπή δεδομένων* (data conversion), όπως μετατροπή μίας μορφής δεδομένων σε μία άλλη προς μείωση των διαστάσεων, π.χ. οι ωριαίες θερμοκρασίες μετατρέπονται σε θερμοημέρες *heat-day* και ψυχροημέρες *cool-day* ως εξής:

$$\text{Αν } \overline{T} < T_h \text{, τότε } heat-day = T_h - \overline{T} \text{, αλλιώς } heat-day = 0 \tag{2.1}$$

$$\text{Αν } \overline{T} > T_w \text{, τότε } cool-day = \overline{T} - T_w \text{, αλλιώς } cool-day = 0 \tag{2.2}$$

όπου $\overline{T}$ η μέση ημερήσια θερμοκρασία, T_h η τιμή κατωφλίου θερμοκρασίας για τις μέρες που είναι δυνατή η λειτουργία της θέρμανσης (για την Ελλάδα είναι 20°C), T_w η τιμή κατωφλίου θερμοκρασίας για τις μέρες που μπορεί να λειτουργεί η ψύξη (αντίστοιχα 25°C),

- *εύρεση γνώσης* (knowledge discovery) μέσω εφαρμογής κατάλληλων μοντέλων, όπως αναγνώρισης προτύπων για την ομαδοποίηση των πελατών του ηλεκτρικού συστήματος,
- *αξιολόγηση* (validation) των αποτελεσμάτων μέσω κατάλληλων κριτηρίων και γνώσης – εμπειρίας εκ των προτέρων.

Γενικότερα επιδιώκεται ο προσδιορισμός των σχέσεων σε ένα σύνολο δεδομένων με ακρίβεια, πειστικότητα και χρήσιμες περιληπτικές αναπαραστάσεις που περιέχουν τα εξής:

- τον ορισμό της φύσης και της δομής της αναπαράστασης των δεδομένων που χρησιμοποιούνται,
- τις αποφάσεις του τρόπου ποσοτικοποίησης και σύγκρισης των διαφόρων αναπαραστάσεων,
- την επιλογή αλγοριθμικής διαδικασίας για βελτιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος,
- τις αποφάσεις των αρχών της διαχείρισης δεδομένων που απαιτούνται για την υλοποίηση αλγορίθμων.

Διακρίνεται σε επιμέρους κατηγορίες, όπως:

- *εξερευνητική ανάλυση δεδομένων* (exploratory data analysis), όπου ερευνώνται τα δεδομένα χωρίς να είναι γνωστό εκ των προτέρων ποια ιδιότητα ακριβώς ερευνάται και είναι κατάλληλο για διανύσματα μικρών διαστάσεων,
- *περιγραφική μοντελοποίηση* (descriptive modeling), με την οποία παριστάνονται τα δεδομένα με μεθόδους, όπως την πιθανοτική κατανομή, το διαχωρισμό του χώρου p-διαστάσεων σε ομάδες και τις συσχετίσεις μεταξύ μεταβλητών,
- *μοντέλα πρόβλεψης, παλινδρόμησης και ταξινόμησης*, με τα οποία μέσα από ένα σύνολο δεδομένων με κατάλληλη μεθοδολογία εκπαίδευσης εξάγονται συμπεράσματα για μελλοντικά ή αντίστοιχα μεγέθη,
- *εύρεση προτύπων και κανόνων* (discovering patterns and rules), όπου ουσιαστικά εφαρμόζονται οι μεθοδολογίες της αναγνώρισης προτύπων,
- *εύρεση συγκεκριμένου προτύπου* (retrieval by content), όπου δίνεται ένα συγκεκριμένο πρότυπο και ερευνάται το σύνολο των δεδομένων προς εντοπισμό αντίστοιχων όμοιων μορφών.

Πέρα από τις διαφορές των πέντε παραπάνω υποκατηγοριών, οι ομοιότητές τους είναι αρκετές, όπως η χρήση κριτηρίων ομοιότητας ή υπολογισμού αποστάσεων ανάμεσα στα διανύσματα των προτύπων.

Στην περίπτωση του σχηματισμού των τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου συστήματος ή πελατών δεν είναι εξαρχής γνωστές οι ομάδες ημερών που θα σχηματίσουν τα αντίστοιχα σύνολα (πέρα από τον εμπειρικό διαχωρισμό σε αργίες και εργάσιμες μέρες), γι' αυτό θα χρησιμοποιηθούν μέθοδοι της υποκατηγορίας της αναγνώρισης προτύπων.

2.2.2. Αναγνώριση Προτύπων

Η αναγνώριση προτύπων είναι η επιστημονική προσπάθεια της οποίας στόχο αποτελεί η ταξινόμηση ενός συνόλου αντικειμένων σε έναν αριθμό ξεχωριστών κατηγοριών ή ομάδων. Ανάλογα με την περίπτωση, τα αντικείμενα ή αλλιώς τα *πρότυπα* αυτά μπορούν να είναι απεικονίσεις, κυματομορφές σημάτων, καθώς και κάθε είδους μετρήσεις, για τα οποία εμφανίζεται η ανάγκη να ταξινομηθούν [14].

Η επιστήμη της κατηγοριοποίησης έχει μακρόχρονη ιστορία, αλλά πριν τη δεκαετία του 1960 αποτελούσε κατά κύριο λόγο αντικείμενο θεωρητικής μελέτης και έρευνας της στατιστικής. Η έλευση και η ταχύτατη διάδοση της χρήσης των υπολογιστών, εδραίωσε μία σειρά νέων και συνεχώς αυξανόμενων απαιτήσεων για την περαιτέρω θεωρητική και πρακτική ανάπτυξή της. Η κατηγοριοποίηση προτύπων αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι στο σχεδιασμό της πλειοψηφίας των μηχανικών συστημάτων με τεχνητή νοημοσύνη, τα οποία προορίζονται για λήψη αποφάσεων. Ως παράδειγμα αναφέρεται ένα σύστημα όρασης μίας μηχανής, η οποία συλλαμβάνει απεικονίσεις μέσω μίας κάμερας, τις οποίες αναλύει και κατηγοριοποιεί, ώστε να είναι σε θέση να διακρίνει τις διαφορές και να παράγει μία αξιόπιστη περιγραφή των απεικονίσεων αυτών. Τυπική εφαρμογή ενός τέτοιου συστήματος στις βιομηχανίες, αποτελεί η αυτόματη οπτική επιθεώρηση ή η αυτοματοποίηση της γραμμής της παραγωγής που αφορά τη συναρμολόγηση ενός προϊόντος. Τα υπό κατασκευή αντικείμενα εκτός από τα στάδια επεξεργασίας τους, περνούν και από οπτικό έλεγχο με χρήση μίας κάμερας, ώστε να εξακριβωθεί αν είναι ελαττωματικά ή όχι. Οι απεικονίσεις των υπό έλεγχο προϊόντων αναλύονται και οδηγούνται σε ένα σύστημα αναγνώρισης προτύπων, το οποίο τις ταξινομεί στην ομάδα ελαττωματικών ή στην ομάδα μη ελαττωματικών προϊόντων [14].

Γενικά, η επιστήμη της αναγνώρισης προτύπων περιλαμβάνει ένα ευρύτατο πεδίο θεωρητικών και πρακτικών εφαρμογών, οι οποίες ποικίλουν από πολύ απλές ως εξαιρετικά πολύπλοκες. Δηλαδή, αν υποτεθεί πως διατίθεται ένας μεγάλος αριθμός προτύπων (στα μαθηματικά τα πρότυπα αναφέρονται και ως διανύσματα εισόδου), τότε η διαδικασία της *κατηγοριοποίησης* (clustering) είναι η ταξινόμηση των προτύπων αυτών σε επιμέρους ομάδες των οποίων τα μέλη παρουσιάζουν ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά, όπως στην περίπτωση χρονολογικών καμπυλών ενός συστήματος απότομες μεταβολές του φορτίου την ίδια χρονική περίοδο ανά ημέρα. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται η οργάνωση του αρχικού πληθυσμού σε ομάδες με σαφώς μικρότερο πληθυσμό, γεγονός που διευκολύνει κατά πολύ την επεξεργασία των προτύπων, προς επίλυση κάποιου προβλήματος π.χ. μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ή τιμολόγησης πελατών.

Ως σύστημα αναγνώρισης (ή κατηγοριοποίησης) προτύπων ορίζεται ένα σύστημα το οποίο δέχεται στην είσοδό του έναν αριθμό προτύπων, τα οποία επεξεργάζεται με μία σειρά από συγκεκριμένες διαδικασίες, για να δώσει τελικά στην έξοδό του τον ίδιο αριθμό προτύπων ταξινομημένων όμως σε ορισμένες χαρακτηριστικές ομάδες. Ένα τέτοιο σύστημα δεν είναι αυστηρά ορισμένο, όσον αφορά τη σύνθεσή του, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο υλοποιείται. Είναι δυνατό να απαρτίζεται μόνο από ανθρώπινο δυναμικό, όπως για παράδειγμα η κατηγοριοποίηση των βιβλίων από ένα βιβλιοθηκάριο, ο οποίος στην προκειμένη περίπτωση εκτελεί το ρόλο του συστήματος κατηγοριοποίησης, από μία ομάδα ανθρώπων συνεπικουρούμενη από τεχνικό εξοπλισμό, όπως ο έλεγχος ποιότητας και η ταξινόμηση των προϊόντων σε ένα κατάστημα, καθώς και από προγραμματιστικές τεχνικές με χρήση υπολογιστή. Γενικά, οι συνιστώσες ενός συστήματος αναγνώρισης και κατηγοριοποίησης προτύπων μπορούν να παρασταθούν στο σχήμα 2.1.

Συγκεκριμένα, τα στάδια επεξεργασίας προτύπων που περιλαμβάνει ένα τέτοιο σύστημα είναι:

α. *Μέτρηση-λήψη δεδομένων μέσω αισθητήρων* (sensing). Κατά την είσοδο των προτύπων στο σύστημα, συναντάται ένας ειδικός (ανάλογα με την περίπτωση) μετατροπέας ο οποίος μετασχηματίζει τη μορφή τους σε κατάλληλη απεικόνιση, ώστε να αποτελέσουν μία βάση εύχρηστων δεδομένων και να οδηγηθούν στο επόμενο στάδιο.

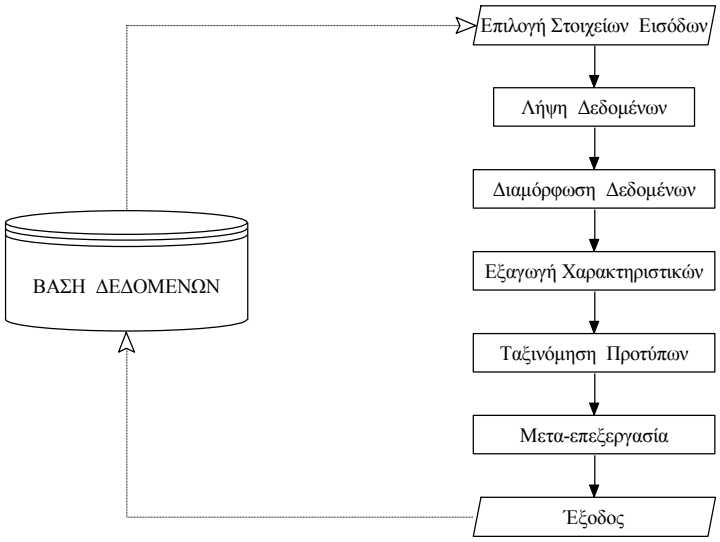
β. *Διαμόρφωση* (Segmentation). Σ' αυτό το στάδιο πραγματοποιείται απομόνωση των προτύπων από το σύνολο των δεδομένων που αποτελούν το βάθος της εικόνας του προτύπου που ενδιαφέρει (ή αλλιώς από το φόντο τους (background)), καθώς και ο διαχωρισμός τους από άλλα ξένα αντικείμενα.

γ. *Εξαγωγή χαρακτηριστικών* (feature extraction), όπου προσδιορίζονται και καταγράφονται οι ιδιότητες των προτύπων, οι οποίες κρίνονται σημαντικές και χρήσιμες για το στάδιο που ακολουθεί.

δ. *Ταξινόμηση* (classification). Η διαδικασία αυτή συνίσταται από τη μελέτη και αξιολόγηση των ιδιοτήτων των προτύπων που προκρίθηκαν από το προηγούμενο στάδιο και έπειτα την καταχώρησή τους σε μία ομάδα.

ε. *Μετά-επεξεργασία* (post-processing). Λαμβάνονται υπόψη άλλοι παράγοντες, όπως οι επιδράσεις του *πλαισίου εφαρμογής* (context) και το κόστος ενδεχομένων λαθών, ώστε να προσδιοριστεί η περαιτέρω κατάλληλη δράση (αυτό το στάδιο συνήθως πραγματοποιείται από ανθρώπινο δυναμικό).

Τέλος, σημειώνεται ότι, αν και σύμφωνα με το διάγραμμα ροής δραστηριοτήτων του σχήματος 2.1, η μετάβαση από το ένα στάδιο στο άλλο εκτελείται μονοσήμαντα, ωστόσο υπάρχουν συστήματα αναγνώρισης προτύπων τα οποία λειτουργούν με ανατροφοδότηση, δηλαδή πληροφορίες που εξάγονται από κάποιο ανώτερο στάδιο, τροφοδοτούνται εκ νέου σε ένα κατώτερο στάδιο, με σκοπό τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας της ομαδοποίησης [15].



Σχήμα 2.1: Σύστημα αναγνώρισης προτύπων

Κατά το σχεδιασμό ενός συστήματος αναγνώρισης προτύπων λαμβάνουν χώρα μία σειρά από διαδικασίες, οι οποίες δεν είναι αυστηρά ορισμένες, αλλά περιλαμβάνουν συνεχείς δοκιμές και διαρκείς ελέγχους που οδηγούν αρκετές φορές στην αναθεώρηση του αρχικού σχεδιασμού. Από τα παραπάνω γίνεται αντιληπτό πως δεν είναι δυνατό να υλοποιηθεί ένα τέλειο σύστημα αναγνώρισης, αλλά με το διαρκή επανασχεδιασμό του και λαμβάνοντας υπόψη τις νέες παραμέτρους που προκύπτουν συνεχώς, επιτυγχάνεται η καλύτερη δυνατή ανταπόκρισή του στις ανάγκες του εκάστοτε προβλήματος. Τα προβλήματα ομαδοποίησης, τα οποία απαιτούν εκτεταμένο και μελετημένο σχεδιασμό του συστήματος, είναι συνήθως σύνθετα προβλήματα των οποίων τα πρότυπα έχουν μεγάλη διάσταση (μεγάλο πλήθος χαρακτηριστικών) και για την ταξινόμησή τους απαιτείται μεγάλη υπολογιστική ισχύς εκτός των προαναφερθέντων. Συνεπώς απαραίτητη κρίνεται η συνεισφορά των προγραμματιστικών τεχνικών για την επιτυχή αντιμετώπισή τους.

Πιο συγκεκριμένα, τα βήματα τα οποία εκτελούνται κατά το σχεδιασμό του συστήματος αναγνώρισης και κατηγοριοποίησης προτύπων, είναι τα ακόλουθα:

α. *Συλλογή δεδομένων* (data collection). Η συλλογή δεδομένων είναι δυνατό να αποδειχθεί ως το πιο χρονοβόρο και με υψηλότερο κόστος βήμα στο σχεδιασμό του συστήματος. Με τη χρήση των δεδομένων αυτών θα πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση και ο έλεγχος του υπό σχεδιασμού συστήματος, ενώ τα χαρακτηριστικά τους επηρεάζουν την επιλογή τόσο των κατάλληλων γνωρισμάτων, όσο και του μοντέλου ταξινόμησης.

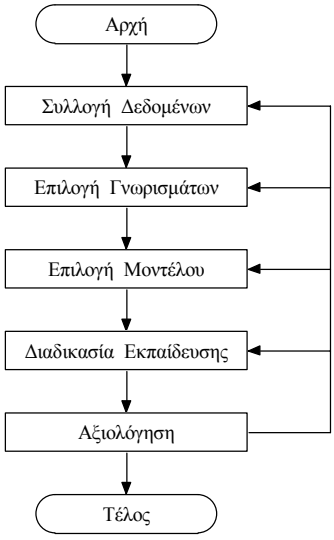
β. *Επιλογή γνωρισμάτων* (choose features). Η επιλογή των ξεχωριστών γνωρισμάτων αποτελεί ένα κρίσιμο βήμα και εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε προβλήματος, ενώ σημαντικό ρόλο διαδραματίζει και η προγενέστερη γνώση που υπάρχει σχετικά με τα πρότυπα.

γ. *Επιλογή μοντέλου ταξινόμησης* (choose model). Βάσει των προηγούμενων βημάτων επιλέγεται το μοντέλο ταξινόμησης, το οποίο έχει κριθεί ως το καταλληλότερο δυνατό.

δ. *Διαδικασία εκπαίδευσης* (training process). Πραγματοποιείται η εκπαίδευση του μοντέλου της ταξινόμησης και χρησιμοποιούνται όλα ή ένα μέρος των δεδομένων που έχουν συλλεχθεί στα πρώτα στάδια, ώστε να καταστεί δυνατός ο προσδιορισμός όλων των παραμέτρων του σχεδιαζόμενου συστήματος.

ε. *Αξιολόγηση* (evaluation classifier). Γίνεται εκτενής ανάλυση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, που πολλές φορές οδηγεί στην επανάληψη πολλών βημάτων της παραπάνω διαδικασίας, μέχρι να ληφθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η υψηλή σημασία της αξιολόγησης έγκειται στο γεγονός πως μετράει την απόδοση του συστήματος και ταυτόχρονα προσδιορίζει τις ανάγκες για βελτίωση των βασικών του συνιστωσών.

Η διαδικασία που περιγράφεται στο σχήμα 2.2 είναι μία διαδικασία της οποίας τα βήματα δεν συνδέονται μονοσήμαντα, όπως στον ορισμό του συστήματος αναγνώρισης προτύπων. Δηλαδή παρουσιάζεται το φαινόμενο της ανατροφοδότησης, κατά το οποίο στα ανώτερα βήματα οι πληροφορίες που εξάγονται οδηγούνται τόσο στο επόμενο, όσο και σε προηγούμενα βήματα, γεγονός που οδηγεί σε πολλαπλές επαναλήψεις των βημάτων και κατ' επέκταση στη βελτίωση του σχεδιασμού του συστήματος [15].



Σχήμα 2.2: Σχεδιασμός συστήματος αναγνώρισης προτύπων

Ο πυρήνας ενός συστήματος αναγνώρισης προτύπων είναι οι αντίστοιχες *τεχνικές αναγνώρισης προτύπων*, οι οποίες χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες: στις επιβλεπόμενες και στις μη επιβλεπόμενες. Στις πρώτες είναι εκ των προτέρων γνωστές οι κατηγορίες διαχωρισμού με βάση ένα δεδομένο σύνολο προτύπων και το ζητούμενο είναι η ορθή τοποθέτηση κάποιων άγνωστων διανυσμάτων έπειτα από την εκπαίδευση των αντίστοιχων μοντέλων. Στις μη επιβλεπόμενες όμως ζητείται η ομαδοποίηση ενός συνόλου δεδομένων χωρίς να είναι γνωστές οι αντίστοιχες κατηγορίες, και ο σκοπός είναι ανακαλυφθούν οι ομοιότητες των διαφόρων διανυσμάτων μέσω αντίστοιχων κριτηρίων και να σχηματιστούν οι κατάλληλες ομάδες.

Στην περίπτωση της *επιβλεπόμενης αναγνώρισης προτύπων* (supervised pattern recognition) οι βασικότερες μέθοδοι είναι οι ακόλουθες [14-15]:

α. *Ταξινόμηση κατά Bayes* (Bayesian classification). Είναι τεχνικές που περιλαμβάνουν εκτίμηση άγνωστων συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας και χρήσης πιθανοτικών μεθόδων ταξινόμησης.

β. *Γραμμικοί ταξινομητές* (Linear Classifiers). Περιλαμβάνουν μεθόδους, όπως του μέσου ελάχιστου τετραγωνικού σφάλματος, του απλούστερου τεχνητού νευρωνικού δικτύου τύπου perceptron κα. και είναι κατάλληλη για γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα.

γ. *Μη γραμμικοί ταξινομητές* (Nonlinear Classifiers). Αντιμετωπίζει μη γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα με χρήση μεθόδων, όπως τα ακτινικά δίκτυα (RBF), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πολλών επιπέδων με μεθόδους εκπαίδευσης ανάστροφης διάδοσης σφάλματος κα..

δ. *Στοχαστικές μέθοδοι* (Stochastic methods), όπως η μέθοδος προσομοίωσης ανόπτησης, η εκπαίδευση κατά Boltzmann, οι γενετικοί αλγόριθμοι, οι ευριστικές μέθοδοι κα.

ε. *Μη μετρικές μέθοδοι* (Nonmetric methods), όπως τα δέντρα αποφάσεων, οι μέθοδοι αναγνώρισης συμβολοσειρών ή γραμματικών κανόνων.

στ. *Μέθοδοι παραγωγής χαρακτηριστικών γνωρισμάτων* (Feature generation methods), κατά τις οποίες χρησιμοποιούνται ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier, ο διακριτός χρονικός μετασχηματισμός κυματομορφών, οι μετασχηματισμοί κατά Haar, κατά Hadamard κτλ..

Στην περίπτωση της *μη επιβλεπόμενης αναγνώρισης προτύπων* (unsupervised pattern recognition / clustering), η οποία θα χρησιμοποιηθεί και για την ταξινόμηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου και θερμοκρασιών, οι βασικότερες μέθοδοι είναι οι ακόλουθες [15]:

α. *Σειριακοί αλγόριθμοι* (sequential algorithms). Παράγουν απλή κατηγοριοποίηση και είναι γρήγορες μέθοδοι. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα διανύσματα εισόδου παρουσιάζονται στον αλγόριθμο μία ή λίγες φορές και το τελικό αποτέλεσμα συνήθως εξαρτάται από τη σειρά με την οποία έγινε η παρουσίαση των προτύπων. Δίνουν συνήθως συμπαγείς ομάδες με σφαιρικό ή ελλειπτικό σχήμα, ανάλογα με το κριτήριο απόστασης που χρησιμοποιείται.

β. *Ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης* (hierarchical agglomerative algorithms). Παράγεται μία σειρά από κατηγοριοποιήσεις με τον αριθμό των δημιουργηθέντων ομάδων να μειώνεται. Η ομαδοποίηση που πραγματοποιείται σε κάθε βήμα προκύπτει από την ομαδοποίηση του προηγούμενου βήματος μέσω της συγχώνευσης δύο ομάδων. Ως κυριότεροι αντιπρόσωποί τους θεωρούνται οι *απλοί αλγόριθμοι* (single algorithms) και οι *αλγόριθμοι ολοκληρωμένης σύνδεσης* (complete link algorithms). Οι τελευταίοι μπορούν να χωριστούν σε δύο υποκατηγορίες, σ' αυτούς που βασίζονται στη θεωρία πινάκων και σε εκείνους της θεωρίας γράφων. Είναι κατάλληλοι για ανεύρεση επεκτεινόμενων, επιμηκυμένων (η περίπτωση των απλών αλγορίθμων) και συμπαγών ομάδων (όπως της ολοκληρωμένης σύνδεσης).

γ. *Ιεραρχικοί διαιρούμενοι αλγόριθμοι* (hierarchical divisive algorithms). Λειτουργούν με βάση την αντίστροφη διαδικασία από αυτή που περιγράφτηκε προηγουμένως, δηλαδή παράγουν μία σειρά από κατηγοριοποιήσεις με τον αριθμό των ομάδων να αυξάνει, αφού η ομαδοποίηση που πραγματοποιείται σε κάθε βήμα προκύπτει από την ομαδοποίηση του προηγούμενου βήματος μέσω της διαίρεσης μίας ομάδας σε δύο νέες.

δ. *Αλγόριθμοι βασιζόμενοι στη βελτιστοποίηση της συνάρτησης κόστους* (algorithms based on cost function optimization). Αυτή η κατηγορία περιλαμβάνει αλγόριθμους στους οποίους η «λογική» ποσοτικοποιείται από μία συνάρτηση κόστους J, βάσει της οποίας πραγματοποιείται η αξιολόγηση της κάθε ομαδοποίησης με τον αριθμό των ομάδων να διατηρείται συνήθως σταθερός, αλλά να μεταβάλλεται η σύνθεσή τους. Αυτοί οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν έννοιες διαφορικού λογισμού και δημιουργούν επιτυχημένες κατηγοριοποιήσεις, καθώς προσπαθούν να βελτιστοποιήσουν τη συνάρτηση κόστους J. Η διαδικασία της κατηγοριοποίησης τερματίζεται, όταν προσδιοριστεί ένα τοπικό ακρότατο -βέλτιστο- της συνάρτησης J. Οι αλγόριθμοι αυτής της κατηγορίας λέγονται και *αλγόριθμοι βελτιστοποίησης της επαναληπτικής συνάρτησης* (iterative function optimization schemes). Περιλαμβάνει τις ακόλουθες υποκατηγορίες:

- *Αλγόριθμοι σκληρής ομαδοποίησης* (hard or crisp clustering algorithms), όπου το κάθε πρότυπο ανήκει αυστηρά και εξ' ολοκλήρου σε μία συγκεκριμένη ομάδα. Η τοποθέτηση των προτύπων σε ξεχωριστές ομάδες διεκπεραιώνεται κατά το βέλτιστο δυνατό τρόπο, σύμφωνα με κριτήριο βελτιστοποίησης που έχει υιοθετηθεί.
- *Αλγόριθμοι πιθανοτικής ομαδοποίησης* (probabilistic clustering algorithms), οι οποίοι ακολουθούν την κατανομή Bayes και το κάθε πρότυπο $\boldsymbol{x}$ καταχωρείται στην ομάδα C_i για την οποία η τιμή πιθανότητας $p(C_i \mid \boldsymbol{x})$ μεγιστοποιείται. Αυτές οι πιθανότητες υπολογίζονται με χρήση μίας κατάλληλα ορισμένης διαδικασίας βελτιστοποίησης.
- *Αλγόριθμοι ασαφούς ομαδοποίησης* (fuzzy clustering algorithms), όπου το πρότυπο ανήκει ξεχωριστά στην κάθε ομάδα με κάποιο βαθμό συμμετοχής.
- *Αλγόριθμοι ενδεχόμενης ομαδοποίησης* (possibilistic clustering algorithms), όπου μετράται το ενδεχόμενο ένα πρότυπο να ανήκει στην ομάδα C_i.
- *Αλγόριθμοι ανίχνευσης συνόρων* (boundary detection algorithms), οι οποίοι, αντί να προσδιορίζουν τις ομάδες με βάση τα χαρακτηριστικά των προτύπων, προσαρμόζουν επανειλημμένως τα σύνορα των περιοχών που εξαπλώνονται οι ομάδες. Ουσιαστικά αναζητούν μεθόδους να οριοθετήσουν κατά το βέλτιστο τρόπο τα σύνορα που υπάρχουν ανάμεσα στις ομάδες, σε αντίθεση με τους προηγούμενους που δημιουργούν ομάδες που αναπαρίστανται από κάποιον αντιπρόσωπο, με στόχο να τις προσδιορίσουν κατά το βέλτιστο τρόπο.

ε. Η τελευταία κατηγορία περιλαμβάνει μερικές ειδικές τεχνικές ομαδοποίησης, οι οποίες δεν είναι δυνατό να ενταχθούν σε καμία από τις προηγούμενες κατηγορίες. Ορισμένες από αυτές είναι:

- *Αλγόριθμοι ομαδοποίησης κλάδων και ορίων* (branch and bound clustering algorithms). Δίνουν τη συνολικά βέλτιστη κατηγοριοποίηση για σταθερό αριθμό ομάδων και με χρήση ενός εξ' αρχής θεσπισμένου

κριτηρίου, χωρίς όμως να εξετάζουν όλες τις δυνατές περιπτώσεις ομαδοποίησης. Ωστόσο, απαιτούν μεγάλη υπολογιστική ισχύ για να υλοποιηθούν.

- *Γενετικοί αλγόριθμοι* (genetic algorithms). Χρησιμοποιούν έναν αρχικό πληθυσμό πιθανών ομαδοποιήσεων τις οποίες διασταυρώνουν μεταξύ τους, δημιουργώντας νέους πληθυσμούς που γενικά περιέχουν καλύτερες ομαδοποιήσεις συγκριτικά με τις προηγούμενες γενιές κατηγοριοποιήσεων, πάντα σύμφωνα με κάποιο αυστηρά ορισμένο κριτήριο.
- *Μέθοδοι στοχαστικής χαλάρωσης* (stochastic relaxation methods), οι οποίες υπό ορισμένες συνθήκες εγγυώνται σύγκλιση στην πιθανότητα υλοποίησης μίας συνολικά βέλτιστης ομαδοποίησης, πάντα σύμφωνα με κάποιο αυστηρά ορισμένο κριτήριο. Βασικό τους μειονέκτημα ωστόσο, είναι πως απαιτούν μεγάλη υπολογιστική ισχύ για να υλοποιηθούν.
- *Αλγόριθμοι εύρεσης κοιλάδων* (valley-seeking clustering algorithms), οι οποίοι αντιμετωπίζουν τα πρότυπα ως ενδεχόμενα μίας πολυδιάστατης τυχαίας μεταβλητής x. Η λογική τους βασίζεται στην κοινώς αποδεκτή υπόθεση πως για τις περιοχές της μεταβλητής x, πολλά πρότυπα διαμένουν σύμφωνα με τις περιοχές των αυξανόμενων τιμών της σχετικής συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας της x. Συνεπώς υπολογισμός της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας μπορεί να δώσει πληροφορίες για τις περιοχές στις οποίες έχουν διαμορφωθεί οι ομάδες.
- *Αλγόριθμοι ανταγωνιστικής μάθησης* (competitive learning algorithms). Είναι επαναληπτικοί αλγόριθμοι και δεν εμπλέκουν τη συνάρτηση κόστους κατά την εφαρμογή τους. Οι αλγόριθμοι αυτοί δημιουργούν διάφορες ομαδοποιήσεις για να συγκλίνουν τελικά στην πιο λογική επιλογή, σύμφωνα με κάποιο κριτήριο απόστασης. Τυπικοί αντιπρόσωποι της κατηγορίας αυτής αποτελούν ο *βασικός αλγόριθμος ανταγωνιστικής μάθησης* (basic competitive learning scheme) και ο *αλγόριθμος διαρρέουσας μάθησης* (leaky learning algorithm).
- *Αλγόριθμοι βασισμένοι σε τεχνικές μορφολογικών μετασχηματισμών* (algorithms based on morphological transformation techniques), οι οποίοι χρησιμοποιούν μορφολογικούς μετασχηματισμούς, ώστε να επιτύχουν καλύτερο διαχωρισμό των υπό επεξεργασία ομάδων.

Ένα χαρακτηριστικό που διαφοροποιεί μεταξύ τους τις τεχνικές κατηγοριοποίησης είναι το αν επιτρέπεται σε κάθε πρότυπο να συμμετέχει σε περισσότερες από μία ομάδες, με κάποιο βαθμό συμμετοχής. Στην περίπτωση που αυτό επιτρέπεται πρόκειται για ασαφή ομαδοποίηση. Στην περίπτωση που κάθε δεδομένο αντιστοιχίζεται σε μία μόνο ομάδα, τότε εφαρμόζεται η σκληρή ομαδοποίηση (hard clustering). Σημειώνεται ότι η έννοια της ομάδας είναι αρκετά γενική και δεν αφορά μόνο την εύρεση ομάδων σε έναν τρισδιάστατο καρτεσιανό χώρο, αλλά μπορεί να γενικευτεί και στην εύρεση ομάδων με διαφορετικά γεωμετρικά χαρακτηριστικά. Χαρακτηριστικό παράδειγμα η γραμμική ομαδοποίηση, όπου τα δεδομένα κάθε ομάδας ανήκουν (κατά προσέγγιση) στην ίδια ευθεία ή στο ίδιο υπερεπίπεδο γενικότερα. Άλλο παράδειγμα είναι η εύρεση ομάδων σε μορφή δακτυλίων (ring-shaped).

Επίσης οι τεχνικές ομαδοποίησης διακρίνονται σε παραμετρικές και μη παραμετρικές. Στις μη παραμετρικές τεχνικές το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης είναι απλά ο καθορισμός των ομάδων και των προτύπων που ανήκουν σε κάθε ομάδα, δηλαδή ως αποτέλεσμα δίνονται σύνολα με τα πρότυπα κάθε ομάδας. Αντιθέτως στις παραμετρικές τεχνικές κάθε ομάδα περιγράφεται από κάποιο μοντέλο ή αντιπρόσωπο με παραμέτρους, οι οποίες καθορίζονται κατά τη διαδικασία εύρεσης των ομάδων.

Όλες οι παραπάνω τεχνικές εμφανίζουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα ως προς την αποτελεσματικότητα και την ταχύτητά τους και επιλέγονται κατά περίπτωση. Για παράδειγμα η μέθοδος των κ-μέσων συγκλίνει ταχύτατα σε αντίθεση με τη μέθοδο του αυτό-οργανωμένου χάρτη που είναι σαφώς πιο αργή. Τις περισσότερες φορές η επιλογή της τεχνικής που θα χρησιμοποιηθεί δεν είναι προφανής. Συνεπώς η κατηγοριοποίηση εκτελείται με περισσότερες από μία μεθόδους και ανάλογα με τα αποτελέσματα προσδιορίζεται η καταλληλότερη.

Τέλος μία αποτελεσματική ομαδοποίηση έχει δύο κύριους στόχους:

α. την ελαχιστοποίηση του σφάλματος που παρουσιάζεται, και

β. τον περιορισμό κατά το δυνατό του συνολικού αριθμού των ομάδων που δημιουργούνται.

Γίνεται φανερό πως οι δύο παραπάνω στόχοι είναι αλληλοσυγκρουόμενοι, δηλαδή μικρός αριθμός ομάδων συνεπάγεται μεγάλο σφάλμα και το αντίστροφο, συνεπώς κατά την κατηγοριοποίηση αναζητείται η χρυσή τομή μεταξύ της τιμής του σφάλματος και του αριθμού των ομάδων.

2.3. Εξέλιξη της Αναγνώρισης Προτύπων σε Θέματα Τιμολόγησης και Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Οι προαναφερθείσες μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων έχουν βρει εκτεταμένες εφαρμογές στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, από την ανάλυση των εξαγόμενων αερίων από μετασχηματιστές ισχύος [17] ως και σε θέματα πρόβλεψης φορτίου. Αλλά και η ευρύτερη μεθοδολογία της εύρεσης δεδομένων βοηθά στην αντιμετώπιση προβλημάτων ελέγχου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας από τα αντίστοιχα κέντρα ελέγχου [18], αξιοπιστίας [19], βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου [20-21] και αξιοποίησης ταξινόμησης πελατών [22].

Ειδικότερα στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου έχει παρουσιαστεί ένα συνδυαστικό μοντέλο ενός πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου (με χρήση του αλγορίθμου ανάστροφης διάδοσης σφάλματος) με έναν αυτό-οργανωμένο χάρτη SOM, ώστε να είναι δυνατή η αξιοποίηση των λίγων ιστορικών δεδομένων που υπάρχουν για τις ανώμαλες ημέρες [1]. Το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται αυτοδύναμα για τις ομαλές ημέρες έχοντας εκπαιδευτεί με τα περσινά δεδομένα και έχοντας ως εισόδους τα ωριαία φορτία των δύο προηγούμενων ημερών. Με τη βοήθεια του συνδυασμένου μοντέλου βελτιώνεται η απόδοση μόνο όμως για τις ανώμαλες ημέρες, Αυτό γίνεται χάρη στην εκμάθηση του δικτύου SOM χρησιμοποιώντας τριών ετών δεδομένα για τις μέρες των αργιών. Ωστόσο για τις ομαλές μέρες αυξάνει το σφάλμα που προκύπτει, γι' αυτό και δεν γενικεύεται η χρήση τους. Μετά από 5 έτη η προαναφερθείσα μεθοδολογία επιβεβαιώθηκε με νέα δεδομένα συγκρίνοντας τη μεθοδολογία κ-μέσων με τιμή κατωφλιού με τη SOM με κριτήριο σύγκρισης το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MQE) [2]. Έχει επίσης παρουσιαστεί ένα μοντέλο πρόβλεψης φορτίου που εφαρμόζει σε διαφορετικούς τύπους φορτίου καταναλωτών ξεχωριστά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για συγκεκριμένες κρίσιμες ώρες του αντίστοιχου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας [22]. Στη συνέχεια εισάγονται τα αποτελέσματά τους στο γενικό νευρωνικό δίκτυο πρόβλεψης του φορτίου του συστήματος λαμβάνοντας υπόψη τις αργίες και τις εκτιμήσεις θερμοκρασιών επόμενης μέρας και λαμβάνουν καλύτερα αποτελέσματα από τις συμβατικές μεθόδους.

Τα τελευταία χρόνια δίνεται ιδιαίτερη έμφαση τόσο στην τυποποίηση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών των διαφόρων κατηγοριών των πελατών, όσο και στην εύρεση αυτών των κατηγοριών μέσα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς, με κύριο στόχο την τιμολόγηση των πελατών. Η χρήση της αναγνώρισης προτύπων [4-9] αποτελεί ένα εναλλακτικό εργαλείο σχηματισμού τιμολογίων σε σχέση με την κλασική μεθοδολογία της δειγματοληψίας βασικών κατηγοριών πελατών [23].

Έχει προταθεί η χρήση ορισμένων δεικτών οι οποίοι είναι σε θέση να προσομοιώσουν ικανοποιητικά την ηλεκτρική συμπεριφορά των πελατών και βάσει αυτών να πραγματοποιηθεί η κατηγοριοποίηση. Οι δείκτες αυτοί χωρίζονται σε ημερήσιους και σε εβδομαδιαίους [5-6]. Ως ημερήσιοι λαμβάνονται: i) ο λόγος της μέσης κατανάλωσης ισχύος προς τη μέγιστη ισχύ, ii) ο λόγος της ελάχιστης κατανάλωσης ισχύος προς τη μέγιστη, iii) δείκτες που εκφράζουν την επίδραση της νύχτας για καθημερινές μέρες ή για τα σαββατοκύριακα και iv) δείκτης που εκφράζει τη μεσημεριανή επίδραση εργάσιμης μέρας λόγω γεύματος. Αντίστοιχα ορίζονται και οι εβδομαδιαίοι δείκτες. Όμως οι ιδιαίτερες συνήθειες που χαρακτηρίζουν τους καταναλωτές διαφορετικών περιοχών καθιστούν την παραπάνω μεθοδολογία σχετικά αναποτελεσματική και επισημαίνεται πως χρειάζονται περαιτέρω έρευνες και μελέτες για την εύρεση δεικτών παγκόσμιας απήχησης, ώστε να προσδιοριστούν οι χρήσιμες πληροφορίες για την ηλεκτρική συμπεριφορά των πελατών. Στο [7-8] έχουν χρησιμοποιηθεί απευθείας οι χρονολογικές καμπύλες πελατών σε συγκεκριμένες ημερομηνίες για την ομαδοποίησή τους. Εφαρμόζονται μέθοδοι, όπως η κ-μέσων με τιμή κατωφλιού [5-8], ο αυτό-οργανωμένος χάρτη SOM [7-8], η ιεραρχική δομή και η κ-μέσων ασαφούς λογικής [8]. Τα αντίστοιχα κριτήρια αξιολόγησης που εισάγονται είναι ο μέσος δείκτης καταλληλότητας (MIA) [5-8], ο δείκτης διασποράς ομαδοποίησης (CDI) [5-8], ο δείκτης του πίνακα ομοιότητας (SMI) [8] και ο δείκτης Davies-Bouldin (DBI) [8]. Προτείνεται η χρησιμοποίηση της κ-μέσων από πλευράς αποτελεσμάτων και τη SOM από πλευράς εποπτείας.

Επίσης έμφαση έχει δοθεί στη χρήση της ιεραρχικής μεθόδου και της κ-μέσων με ασαφή λογική με κριτήριο σύγκρισης το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων των διανυσμάτων από την ομάδα στην οποία ανήκουν [4]. Οι τυπικές μέρες του κάθε πελάτη προκύπτουν ως μέσες τιμές τριών βασικών κατηγοριών (εργάσιμων, Σαββάτων και Κυριακών). Στη συνέχεια συσχετίζουν το πληθυσμό κάθε ομάδας με την οικονομική δραστηριότητα μέσω ενός πιθανοτικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου χωρίς να αποσαφηνίζουν τον τρόπο εκπαίδευσής του.

Αντίστοιχα, για να πραγματοποιηθεί μία επιτυχής αναγνώριση προτύπων, συλλέγονται όλες οι απαραίτητες πληροφορίες, όπως ιστορικά δεδομένα, στοιχεία καιρού, αριθμός πελατών κα [9]. Αυτά τα δεδομένα, που ομαδοποιούνται, καταχωρούνται στις βάσεις δεδομένων και το σύνολο των διεργασιών συνιστούν την εύρεση γνώσης σε βάσεις δεδομένων και η οποία αποτελείται από τρία στάδια [9]:

- την προ-επεξεργασία, η οποία περιλαμβάνει τρεις διαδικασίες, τη *διόρθωση δεδομένων* (data cleaning), την *επιλογή* τους (data selection) και το *μετασχηματισμό* τους (data transformation), όχι απαραίτητα με αυτήν τη σειρά,
- την εύρεση δεδομένων, ουσιαστικά με τη χρήση των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων,
- τη μετά-επεξεργασία, από την οποία τα αποτελέσματα της ομαδοποίησης αξιοποιούνται, όπως για την τιμολόγηση των πελατών.

Ως προς τον πυρήνα της μεθοδολογίας η μέθοδος των κ-μέσων και ο αυτό-οργανωμένος χάρτης χρησιμοποιούνται με κριτήρια το μέσο δείκτη καταλληλότητας και το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης με καλύτερα αποτελέσματα να δίνει η κ-μέσων.

Τέλος η εύρεση δεδομένων έχει χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση πελατών και στο [21], η οποία συμπεριλαμβάνει, πέρα από τη συλλογή δεδομένων, την εύρεση της κρυμμένης πληροφορίας μέσα από τα μεγέθη της μέγιστης ζητούμενης ισχύος, της καταναλισκόμενης ενέργειας και του υψηλού συντελεστή φορτίου, ώστε να επιλεχθούν οι πιο επικερδείς πελάτες. Ωστόσο δεν αναλύεται η μέθοδος της ομαδοποίησης των πελατών.

Από τη μελέτη αυτών των περιπτώσεων προκύπτει ότι τα όρια μεταξύ της εύρεσης δεδομένων, της αναγνώρισης προτύπων, της στατιστικής και της τεχνητής νοημοσύνης είναι αρκετά δύσκολο να προσδιοριστούν [14-15].

2.4. Λόγοι Ανάπτυξης Νέων Μεθοδολογιών Κατηγοριοποίησης Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Συστήματος και Καταναλωτών με Χρήση της Αναγνώρισης Προτύπων

Στα πλαίσια της παρούσας διατριβής εφαρμόζονται μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων προς ταξινόμηση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου τόσο του συστήματος, όσο και των καταναλωτών.

Οι λόγοι που οδήγησαν σ' αυτό είναι ότι στην περίπτωση του συστήματος η χρήση κατάλληλων ομάδων οδηγεί σε βελτίωση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα [1-2], ενώ σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα επιτρέπει το σχηματισμό τυπικών ημερών από μία σειρά ετών και την εξαγωγή των αντίστοιχων μελλοντικών με τη χρήση κατάλληλης μεθόδου προεκβολής. Παράλληλα είναι δυνατός ο έλεγχος της εγκυρότητας της συνηθισμένης κατηγοριοποίησης των ημερών του έτους μέσω της μελέτης της συμπεριφοράς του συστήματος διαχρονικά. Μέχρι πρόσφατα, η κατηγοριοποίηση βάσει του χρόνου περιοριζόταν σε μία βασική ομαδοποίηση των ημερών του έτους σε αργίες, ημιαργίες και εργάσιμες. Μία τέτοια ομαδοποίηση βασίζεται στην παραδοχή πως οι καταναλωτές παρουσιάζουν την ίδια συμπεριφορά όλες τις καθημερινές εργάσιμες ημέρες ή όλες τις αργίες. Ωστόσο, στην Ελλάδα, τη Δευτέρα και την Τετάρτη οι εμπορικοί καταναλωτές είναι κλειστοί το απόγευμα, ενώ Τρίτη, Πέμπτη και Παρασκευή είναι ανοικτοί. Επιπλέον, παρατηρούνται σημαντικές διαφορές στην ηλεκτρική συμπεριφορά των πελατών την αργία της Πρωτοχρονιάς και της Πρωτομαγιάς, ενώ αντίστοιχο πρόβλημα υπάρχει και για τις μέρες του Σαββάτου και της Κυριακής.

Το ζήτημα της πρόβλεψης θα αναλυθεί σε επόμενα κεφάλαια. Στην παρούσα φάση παρουσιάζονται η μεθοδολογία κατηγοριοποίησης των τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του συστήματος και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης με χρήση τεχνικών αναγνώρισης προτύπων και τα αντίστοιχα αποτελέσματα μέσω των οποίων είναι δυνατή η διαμόρφωση μίας τυπικής μελλοντικής χρονολογικής καμπύλης του επόμενου έτους.

Στην περίπτωση της ταξινόμησης των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου των πελατών μπορεί να γίνει σε δύο επίπεδα: βάσει του χρόνου και βάσει των πελατών. Ενώ η πρώτη εφαρμόζεται στην περίπτωση των προβλέψεων του συστήματος, η δεύτερη υλοποιείται για την ταξινόμηση των πελατών χρησιμοποιώντας κατά κύριο λόγο είτε τις τυπικές χρονολογικές καμπύλες συγκεκριμένων ημερών, είτε τις αντίστοιχες μέσες καμπύλες συγκεκριμένων χρονικών περιόδων. Με αυτόν τον τρόπο όμως δεν λαμβάνεται υπόψη η διαφοροποίηση της συμπεριφοράς των καταναλωτών ως προς τη ζήτηση φορτίου μέσα στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα μελέτης, στοιχείο χρήσιμο για τον προμηθευτή ενέργειας μέσα στα πλαίσια της απελευθερωμένης αγοράς. Ο τελευταίος επιθυμεί να γνωρίζει τη γενικότερη τυπική καμπύλη της εκάστοτε κατηγορίας καταναλωτών ανά τυπική ημέρα, ώστε να προβεί στις κατάλληλες αγορές ενέργειας.

Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το ζήτημα των τυπικών καμπυλών του κάθε καταναλωτή, η αντίστοιχη ταξινόμηση μπορεί να πραγματοποιηθεί ως εξής:

α. Αρχικά δημιουργούνται ορισμένες μακρο-ομάδες βάσει διεθνών κριτηρίων. Τα κριτήρια αυτά είναι ο διαχωρισμός καταναλωτών σε πελάτες χαμηλής, μέσης και υψηλής τάσης, σε οικιακούς και μη καταναλωτές, καθώς και ταξινόμησή τους βάσει των ιδιαιτέρων γεωγραφικών και κλιματολογικών συνθηκών που είναι δυνατό να εμφανίζουν (π.χ. νησιώτικος και ορεινός πληθυσμός με σημαντικές θερμοκρασιακές διαφορές).

β. Για καθένα από τους συμμετέχοντες καταναλωτές (οι οποίοι είτε καταγράφονται συστηματικά αναλυτικά π.χ. πελάτες υψηλής τάσης, είτε δειγματοληπτικά μέσω έρευνας φορτίου) διαμορφώνονται μέσω αντίστοιχων μεθόδων αναγνώρισης προτύπων οι τυπικές χρονολογικές τους καμπύλες.

γ. Στη συνέχεια, εκτελείται νέα κατηγοριοποίηση για τα μέλη κάθε μακρο-ομάδας ξεχωριστά ανάλογα με τα κριτήρια του χρήστη, όπως με βάση τη συμπεριφορά των καταναλωτών την ημέρα αιχμής του συστήματος (παρακάμπτοντας ουσιαστικά το δεύτερο βήμα) ή με βάση την πολυπληθέστερη τυπική τους καμπύλη. Σ' αυτό το στάδιο ο αριθμός των ομάδων που δημιουργούνται αυξάνει σημαντικά, καθώς οι πελάτες που ανήκουν στην ίδια ομάδα είναι απαραίτητο να εμφανίζουν μεγάλες ομοιότητες στην ηλεκτρική τους συμπεριφορά, ώστε να δικαιολογείται η τοποθέτησή τους στην ίδια κατηγορία.

Για να αναλυθούν οι αναπτυχθείσες μεθοδολογίες, γίνεται μία εισαγωγή στο μαθηματικό υπόβαθρο των χρησιμοποιούμενων μεθόδων αναγνώρισης προτύπων.

2.5. Θεωρητική Ανάλυση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων

2.5.1. Γενικά

Αν υποτεθεί ότι είναι επιθυμητή η κατηγοριοποίηση βάσει του χρόνου με χρήση της κατάλληλης μεθόδου αναγνώρισης προτύπων ενός πελάτη για τον οποίο είναι γνωστά τα 15λεπτα ή τα ωριαία φορτία που ζητήθηκαν ημερησίως για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα μετρήσεων. Γενικά ορίζεται ως N ο συνολικός αριθμός των διανυσμάτων εισόδου προς ομαδοποίηση, ενώ για το τυχαίο διάνυσμα εισόδου ℓ χρησιμοποιείται ο συμβολισμός $\vec{x}_\ell$. Ως d ορίζεται ο αριθμός των διαστάσεων των διανυσμάτων εισόδου, που λαμβάνει την τιμή 96 για δεκαπεντάλεπτα και 24 για ωριαία φορτία. Το τυχαίο διάνυσμα εισόδου παριστάνεται ως εξής:

$$\vec{x}_\ell = \left(x_{\ell 1}, x_{\ell 2}, ...x_{\ell i}, ...x_{\ell d}\right)^T \tag{2.3}$$

όπου $1 \le i \le d$ και $1 \le \ell \le N$. Το αντίστοιχο σύνολο διανυσμάτων είναι το X, με:

$$X = \left\{\vec{x}_\ell : \ell = 1, ..., N\right\} \tag{2.4}$$

Έστω τα εν λόγω διανύσματα πρέπει να κατηγοριοποιηθούν σε συνολικά M διαφορετικές ομάδες. Κάθε ομάδα έχει έναν αντιπρόσωπο, ο οποίος την περιγράφει. Στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης των ημερών του προαναφερθέντος πελάτη, κάθε τυχαία ομάδα j αντιπροσωπεύεται από την τυπική ημερήσια χρονολογική της καμπύλη, η οποία παρουσιάζει σημαντικές ομοιότητες με τις ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες των ημερών που έχουν ταξινομηθεί στην ομάδα j. Αντί για τον όρο αντιπρόσωπο, στο εξής θα χρησιμοποιείται ο όρος *κέντρο* ομάδας, ο οποίος συμβολίζεται με το διάνυσμα $\vec{w}_j$. Από τα προηγούμενα διαπιστώνεται πως υπάρχει ποιοτική ομοιότητα μεταξύ των διανυσμάτων $\vec{x}_\ell$ και $\vec{w}_j$, αφού και τα δύο έχουν τον ίδιο αριθμό διαστάσεων d, ενώ το κέντρο της τυχαίας ομάδας j δίνεται (σε αναλογία με το $\vec{x}_\ell$) από τη σχέση:

$$\vec{w}_j = \left(w_{j1}, w_{j2}, ...w_{ji}, ...w_{jd}\right)^T \tag{2.5}$$

όπου $1 \le i \le d$ και $1 \le j \le M$.

Έστω k μία ομάδα, η οποία ανήκει στο σύνολο των M ομάδων. Το υποσύνολο των διανυσμάτων εισόδου $\vec{x}_\ell$ που ανήκουν στην ομάδα k συμβολίζεται Ω_k και ορίζεται ως εξής:

$$\Omega_k = \left\{\vec{x}_\ell, \ell = 1, ...N \;\&\; \arg\min_{\forall k'} f\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_{k'}\right) \to k\right\} \tag{2.6}$$

όπου $\Omega_k \subseteq X$, N ο αριθμός των διανυσμάτων εισόδου και $\arg\min_{\forall k'} f\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_{k'}\right)$ το αντίστοιχο κριτήριο κατάταξης (έστω ελαχιστοποίησης) του διανύσματος ℓ στην ομάδα k.

Στη συνέχεια, ορίζεται ως W το σύνολο των κέντρων (αντιπροσώπων) $\vec{w}_k$, τα οποία προκύπτουν από τις καμπύλες των προτύπων $\vec{x}_\ell$ που έχουν ταξινομηθεί στην ομάδα k:

$$W = \left\{\vec{w}_k, k = 1,...M\right\} \tag{2.7}$$

Στο πλαίσιο της μελέτης και αξιολόγησης των αλγορίθμων ταξινόμησης, ορίζονται τα ακόλουθα είδη αποστάσεων:

α. Η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ δύο τυχαίων διανυσμάτων εισόδου (έστω $\vec{x}_{\ell_1}, \vec{x}_{\ell_2}$) του συνόλου X, η οποία δίνεται από τη σχέση:

$$d\left(\vec{x}_{\ell_1}, \vec{x}_{\ell_2}\right) = \sqrt{\frac{1}{d}\sum_{i=1}^{d}\left(x_{\ell_1 i} - x_{\ell_2 i}\right)^2} \tag{2.8}$$

β. Η απόσταση μεταξύ της τυπικής καμπύλης $\vec{w}_k$ της ομάδας k και των μελών του υποσυνόλου Ω_k (πλήθους N_k) η οποία ορίζεται ως ο γεωμετρικός μέσος των ευκλείδειων αποστάσεων μεταξύ του κέντρου $\vec{w}_k$ και του κάθε στοιχείου-προτύπου που εμπεριέχονται στο Ω_k:

$$d\left(\vec{w}_k, \Omega_k\right) = \sqrt{\frac{1}{N_k}\sum_{\vec{x}_\ell \in \Omega_k} d^2\left(\vec{w}_k, \vec{x}_\ell\right)} \tag{2.9}$$

γ. Η μέση απόσταση των μελών της κάθε ομάδας μεταξύ τους (infra set mean distance), η οποία ορίζεται ως ο γεωμετρικός μέσος των ενδο-αποστάσεων (inter-distances) μεταξύ των μελών του υποσυνόλου Ω_k ή W, σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$\hat{d}\left(\Omega_k\right) = \sqrt{\frac{1}{2N_k}\sum_{\vec{x}_\ell \in \Omega_k} d^2\left(\vec{x}_\ell, \Omega_k\right)} \tag{2.10}$$

$$\hat{d}\left(W\right) = \sqrt{\frac{1}{2M}\sum_{k=1}^{M} d^2\left(\vec{w}_k, W\right)} \tag{2.11}$$

Για να αξιολογηθούν τα αποτελέσματα της εκάστοτε μεθόδου κατηγοριοποίησης και να πραγματοποιηθεί σύγκριση μεταξύ των τεχνικών αυτών, έχουν επινοηθεί μία σειρά από μαθηματικούς δείκτες.

Οι βασικοί δείκτες αξιολόγησης ή αλλιώς *δείκτες καταλληλότητας* που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής:

α. *Δείκτης J ή συνάρτηση σφάλματος ή μέσο τετραγωνικό σφάλμα*, που εκφράζει την απόσταση του κάθε διανύσματος από το κέντρο της ομάδας, στο οποίο ανήκει για την ίδια τιμή βάρους [24]:

$$J = \frac{1}{N}\sum_{\ell=1}^{N} d^2\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_{k:\vec{x}_\ell \in \Omega_k}\right) \tag{2.12}$$

Διαφορετικά είναι το άθροισμα των αποστάσεων των διανυσμάτων εισόδου από τα κέντρα στα οποία ανήκουν.

β. *Μέσος δείκτης καταλληλότητας* (Mean Index Adequacy -MIA) [8], ο οποίος δίνει ουσιαστικά το άθροισμα των τετραγώνων των αποστάσεων των διανυσμάτων εισόδου από τα αντίστοιχα κέντρα βάρους τους προς το πλήθος των μελών της εκάστοτε ομάδας διαιρεμένο με το συνολικό αριθμό πραγματικών ομάδων.

$$MIA = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M} d^2\left(\vec{w}_k, \Omega_k\right)} \tag{2.13}$$

γ. *Δείκτης διασποράς ομαδοποίησης* (Clustering Dispersion Indicator-CDI) [8], ο οποίος πληροφορεί για το πόσο συμπαγείς είναι οι ομάδες λαμβάνοντας υπόψη το λόγο του αθροίσματος των μέσων αποστάσεων των μελών της κάθε ομάδας μεταξύ τους προς τις ενδο-αποστάσεις των αντιπροσωπευτικών κέντρων των ομάδων.

$$CDI = \frac{1}{\hat{d}(W)} \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \hat{d}^2(\Omega_k)} \tag{2.14}$$

δ. *Δείκτης του πίνακα ομοιότητας* (Similarity Matrix Indicator-SMI) [8], ο οποίος ορίζει το μέγιστο μη διαγώνιο στοιχείο του συμμετρικού πίνακα ομοιότητας, του οποίου οι όροι υπολογίζονται από τη λογαριθμική συνάρτηση της ευκλείδειας απόστασης μεταξύ οποιουδήποτε ζεύγους αντιπροσωπευτικών διαγραμμάτων καμπυλών φορτίου.

$$SMI = \max_{p \rangle q} \left\{ \left(1 - \frac{1}{\ln\left[d\left(\vec{w}_p, \vec{w}_q\right) \right]} \right)^{-1} \right\} : p,\ q = 1,\ldots,\ M \tag{2.15}$$

ε. *Δείκτης Davies-Bouldin με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων* (Davies-Bouldin Indicator-DBI) [8], ο οποίος αναπαριστά μία μέση ένδειξη των μέτρων ομοιότητας της κάθε αντιπροσωπευτικής ομάδας με την πιο όμοια ομάδα του όλου συστήματος.

$$DBI = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \max_{p \neq q} \left\{ \frac{\hat{d}\left(\Omega_p\right) + \hat{d}\left(\Omega_q\right)}{d\left(\vec{w}_p, \vec{w}_q\right)} \right\} : p,\ q = 1,\ldots,\ M \tag{2.16}$$

στ. *Δείκτης λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων* (Ratio of within cluster sum of squares to between cluster variation-WCBCR) [10], ο οποίος εκφράζει με τον αριθμητή τις αποστάσεις των διανυσμάτων εισόδου από τα αντίστοιχα κέντρα και με τον παρανομαστή την ομοιότητα μεταξύ των αντιπροσωπευτικών κέντρων.

$$WCBCR = \frac{\sum_{k=1}^{M} \sum_{\vec{x}_\ell \in \Omega_k} d^2\left(\vec{w}_k, \vec{x}_\ell\right)}{\sum_{1 \le q < p}^{M} d^2\left(\vec{w}_p, \vec{w}_q\right)} \tag{2.17}$$

Κατά τη σύγκριση διαφόρων τεχνικών ταξινόμησης για το ίδιο πλήθος τελικών ομάδων λαμβάνονται καλύτερα αποτελέσματα όσο οι αντίστοιχοι δείκτες λαμβάνουν μικρότερες τιμές. Με την αύξηση των αντιπροσωπευτικών ομάδων όλοι οι δείκτες παρουσιάζουν μείωση των τιμών τους πλην του δείκτη SMI.

Στη συνέχεια αναλύονται οι πέντε βασικές τεχνικές κατηγοριοποίησης προτύπων μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης (που χρησιμοποιούνται στη διατριβή) μαζί με ορισμένες παραλλαγές τους.

2.5.2. Κ-μέσων

Ο *αλγόριθμος Κ-μέσων* αποτελεί την πιο απλή μέθοδο παραμετρικής σημειακής ομαδοποίησης και είναι κατάλληλη για την εύρεση συμπαγών ομάδων [24]. Διευκρινίζεται πως κάθε ομάδα *j*, η οποία αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα $\vec{w}_j$, αποτελεί ουσιαστικά έναν ανταγωνιστικό νευρώνα από το ανταγωνιστικό επίπεδο. Κατά την εκπαίδευση του δικτύου με τον αλγόριθμο των Κ-μέσων τα διανύσματα παρουσιάζονται με μία συγκεκριμένη σειρά (συνήθως με χρονολογική σειρά), ίδια για κάθε εποχή -*σειριακή παρουσίαση ανά εποχή*. Η τυχαία παρουσίαση ανά εποχή δεν δίνει καλύτερα αποτελέσματα λόγω της μορφής ανανέωσης βαρών της συγκεκριμένης μεθοδολογίας σύμφωνα με τη σχέση (2.21).

Ο αλγόριθμος βήμα προς βήμα είναι ο ακόλουθος:

α. Κανονικοποίηση των τιμών εισόδου όλων των στοιχείων $x_{\ell i}$ των διανυσμάτων, αντιστοιχώντας την ελάχιστη τιμή των στοιχείων στο 0 και τη μέγιστη στο 1, ώστε οι τιμές να κυμαίνονται σε περιορισμένο εύρος.

β. Αρχικοποίηση των *M* κέντρων $\vec{w}_j$ *(j=1,...,M)*. Η διαδικασία της αρχικοποίησης πραγματοποιείται με τρεις διαφορετικούς τρόπους:

i. Δίνονται οι ίδιες τιμές σε όλα τα στοιχεία w_{ji} κάθε κέντρου, σύμφωνα με τη σχέση:

$$w_{ji}^{(0)} = a + b * \frac{(j-1)}{(M-1)} \tag{2.18}$$

όπου τα a και b είναι σταθερές, των οποίων οι τιμές επιλέγονται βάσει των αποτελεσμάτων που λαμβάνονται από τους δείκτες αξιολόγησης και είναι τέτοιες, ώστε να ικανοποιείται η απαιτούμενη συνθήκη: $0,1 \leq w_{ji} \leq 0,9$.

ii. Με τυχαία επιλογή *M* διανυσμάτων από το αρχικό σύνολο *N* των διανυσμάτων εισόδου και τοποθέτηση του καθενός ως κέντρο της κάθε ομάδας.

iii. Με την εύρεση για κάθε θέση *i* του βάρους της μέγιστης b_i και της ελάχιστης τιμής a_i της αντίστοιχης θέσης των διανυσμάτων εισόδου, ώστε να αρχικοποιηθούν μέσω της ακόλουθης σχέσης τα στοιχεία των διανυσμάτων, όσο το δυνατόν πιο ομοιόμορφα.

$$w_{ji}^{(0)} = a_i + \left(b_i - a_i\right) * \frac{(j-1)}{(M-1)} \tag{2.19}$$

γ. Για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης $\vec{x}_\ell$ υπολογίζονται οι αποστάσεις $d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_j\right)$ και ταξινομείται το διάνυσμα $\vec{x}_\ell$ στην ομάδα $\Omega_k^{(t)}$ με τη μικρότερη ευκλείδεια απόσταση, δηλαδή βάσει του κριτηρίου:

$$d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_k\right) = \min_j d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_j\right) \tag{2.20}$$

δ. Για κάθε ομάδα *j* υπολογίζονται τα νέα κέντρα:

$$\vec{w}_j^{(t+1)} = \frac{1}{N_j^{(t)}} \sum_{\vec{x}_\ell \in \Omega_j^{(t)}} \vec{x}_\ell \tag{2.21}$$

όπου N_j είναι ο αριθμός των προτύπων που έχουν αποδοθεί στην ομάδα *j*.

ε. Στη συνέχεια πραγματοποιείται αύξηση του αριθμού των εποχών κατά ένα (t=t+1) και ελέγχεται, αν έχει συμπληρωθεί ο μέγιστος αριθμός των επιτρεπόμενων επαναλήψεων ή αν ισχύει πλέον η σχέση $\left|\vec{w}_j^{(t)} - \vec{w}_j^{(t+1)}\right| < \varepsilon$ για κάθε *j*, δηλαδή δεν υπάρχει ουσιαστική αλλαγή των βαρών. Σε κάθε άλλη περίπτωση επαναλαμβάνεται το βήμα γ.

Παράλληλα προσδιορίζονται οι τιμές των προαναφερθέντων δεικτών αξιολόγησης, οι οποίοι αποτελούν και το κριτήριο σύγκρισης με τις άλλες μεθόδους ταξινόμησης. Ο πυρήνας του αλγορίθμου εκτελείται από M_1 ως M_2 νευρώνες, επειδή δεν είναι γνωστός εκ των προτέρων ο αριθμός των ομάδων, ανάλογα με τη χρονική περίοδο που εξετάζεται και το αντίστοιχο σύνολο ημερών, με σκοπό τον προσδιορισμό του βέλτιστου πλήθους των ομάδων.

2.5.3. Εκπαιδευόμενος Διανυσματικός Κβαντιστής - LVQ

Ο *αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου ή ανταγωνιστικού διανυσματικού κβαντιστή* (Learning -competitive- Vector Quantization-LVQ) αποτελεί μία προσαρμοσμένη παραλλαγή του αλγορίθμου των K-μέσων, κατά την οποία σε κάθε βήμα επιλέγεται ένα διάνυσμα εισόδου (πρότυπο) και προσαρμόζεται, ανάλογα με το κέντρο της ομάδας *j* στην οποία τοποθετείται το πρότυπο [24]. Ανήκει στους αλγορίθμους ανταγωνιστικής μάθησης και αποτελεί τον πιο απλό εκπρόσωπό τους. Ουσιαστικά σε κάθε βήμα οι διάφορες ομάδες «ανταγωνίζονται» για την απόκτηση του προτύπου εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται στο εν λόγω βήμα. Η νικήτρια ομάδα μετακινεί το κέντρο της προς την κατεύθυνση του προτύπου, ενώ οι υπόλοιπες μετακινούν τα κέντρα τους είτε προς την αντίθετη κατεύθυνση -περίπτωση αλγορίθμου του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή

για ταξινόμηση-, είτε καθόλου -περίπτωση αλγορίθμου του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή για ομαδοποίηση. Πρακτικά ο αλγόριθμος αυτός υλοποιείται με χρήση ενός νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από ένα ανταγωνιστικό επίπεδο με τον αριθμό των ανταγωνιστικών νευρώνων να ισούται με τον αριθμό των ομάδων και τον κάθε νευρώνα *j* να αναπαρίσταται από το διάνυσμα $\vec{w}_j$ της σχέσης (2.5).

Ο αλγόριθμος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή για ομαδοποίηση μπορεί να υλοποιηθεί με οποιοδήποτε είδος απόστασης. Στην παρούσα περίπτωση γίνεται χρήση της ευκλείδειας απόστασης. Συγκεκριμένα ο αλγόριθμος μετακινεί το κέντρο της νικήτριας ομάδας για κάποιο πρότυπο, εφόσον η απόσταση του κέντρου της από το πρότυπο είναι η ελάχιστη σε σχέση με των υπολοίπων ομάδων. Ειδικότερα τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα εξής:

α. Κανονικοποίηση των τιμών εισόδου των στοιχείων των διανυσμάτων, αντιστοιχώντας την ελάχιστη τιμή των στοιχείων στο 0 και τη μέγιστη στο 1, ώστε οι τιμές να κυμαίνονται σε περιορισμένο εύρος.

β. Καθορισμός του αριθμού *M* των κέντρων - ανταγωνιστικών νευρώνων και αρχικοποίησή όλων των βαρών στην τιμή 0,5, δηλαδή $w_{ji} = 0{,}5$.

γ. Αρχικοποίηση του ρυθμού μάθησης η μέσω της σχέσης:

$$\eta(t) = \eta_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{T}\right) \geq \eta_s \tag{2.22}$$

Στην προηγούμενη σχέση, *t* είναι οι εποχές, δηλαδή η ακολουθία εμφανίσεων όλων των διανυσμάτων εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο από μία φορά, η_s ο όρος που δεν επιτρέπει στο ρυθμό μάθησης να μειωθεί λιγότερο από μία συγκεκριμένη τιμή, η_0 ο όρος του μεταβλητού μέρους του ρυθμού, ώστε κατά την έναρξη της μεθόδου να έχει ο ρυθμός αυτός υψηλή τιμή και να επιταχύνει τη σύγκλιση και *T* η αντίστοιχη χρονική παράμετρος.

δ. Για κάθε εποχή πραγματοποιούνται τα ακόλουθα στάδια:

i. Σειριακή ή τυχαία παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης $\vec{x}_\ell$.

ii. Εύρεση του νικητή νευρώνα *k* υπολογίζοντας τις αποστάσεις $d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_j\right)$ και επιλέγοντας την ομάδα εκείνη το κέντρο της οποίας έχει τη μικρότερη ευκλείδεια απόσταση από το διάνυσμα $\vec{x}_\ell$. Στην περίπτωση που υπάρχει πόλωση, τότε η αντίστοιχη συνάρτηση ελαχιστοποίησης είναι:

$$f_{winner_neuron}\left(\vec{x}_\ell\right) = j : \min_{\forall j}\left(d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_j\right) + \lambda \cdot N_j / N\right) \tag{2.23}$$

όπου λ ο συντελεστής πόλωσης.

iii. Υπολογισμός του νέου διανύσματος βαρών του νευρώνα *k*, δηλαδή της νέας θέσης $\vec{w}_k^{(t')}$ μόνο για το κέντρο της νικήτριας ομάδας *k*:

$$w_{ki}^{(t')} = w_{ki}^{(t)} + \eta * \left(x_{\ell i} - w_{ki}^{(t)}\right), \forall i = 1, ..., d \tag{2.24}$$

Τα βάρη των υπόλοιπων νευρώνων παραμένουν σταθερά.

ε. Αφού ολοκληρωθεί η εποχή, αυξάνεται το πλήθος των εποχών κατά ένα και μεταβάλλεται ο ρυθμός μάθησης σύμφωνα με τη σχέση (2.22). Στη συνέχεια ελέγχεται αν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή αν ισχύει η ανισότητα $\left|\vec{w}_j^{(t)} - \vec{w}_j^{(t+1)}\right| < \varepsilon$ για κάθε *j*, δηλαδή δεν υπάρχει πλέον ουσιαστική αλλαγή των βαρών, ή αν ισχύουν οι ακόλουθες ανισότητες:

$$\left|\frac{J^{(t)} - J^{(t+1)}}{J^{(t)}}\right| < \varepsilon' \quad \text{για} \quad t \geq T \tag{2.25}$$

δηλαδή δεν υπάρχει ουσιαστική μεταβολή στη συνάρτηση σφάλματος.

2.5.4. Ασαφής Ομαδοποίηση κ-μέσων

Οι αλγόριθμοι των K-μέσων και του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή θεωρούν ότι κάθε πρότυπο αντιστοιχίζεται αποκλειστικά σε μία ομάδα, είναι δηλαδή, τεχνικές σκληρής ομαδοποίησης [24]. Σε πολλές

περιπτώσεις υπάρχει επικάλυψη μεταξύ των νεφών που αντιστοιχούν σε δύο ομάδες, με συνέπεια να μην οδηγούν σε ποιοτικά έγκυρα αποτελέσματα.

Για να υπάρξει μεγαλύτερη ευελιξία σχετικά με τη συμμετοχή των προτύπων στις ομάδες, αναπτύχθηκαν τεχνικές ασαφούς ομαδοποίησης, οι οποίες επιτρέπουν σε ένα πρότυπο εκπαίδευσης να ανήκει σε περισσότερες από μία ομάδες, χρησιμοποιώντας την έννοια του βαθμού συμμετοχής. Ως βαθμός συμμετοχής $u_{\ell j}$ ενός προτύπου $\vec{x}_\ell$ σε μία ομάδα j ορίζεται ο αριθμός που δηλώνει κατά πόσο το πρότυπο αυτό ανήκει στην ομάδα j. Οι τιμές που λαμβάνει είναι: $0 \le u_{\ell j} \le 1$ και για κάθε πρότυπο $\vec{x}_\ell$ ισχύει ότι:

$$\sum_{j=1}^{M} u_{\ell j} = 1 \tag{2.26}$$

Το πλεονέκτημα του βαθμού συμμετοχής έγκειται στο γεγονός πως παρέχει μεγαλύτερη ευελιξία στην περιγραφή της κατανομής των προτύπων στις ομάδες, καθώς κάθε πρότυπο συμμετέχει δυνητικά σε οποιαδήποτε ομάδα. Ωστόσο δεν επιτρέπεται ο βαθμός συμμετοχής να είναι υψηλός ταυτόχρονα σε πολλές ομάδες, καθώς το άθροισμα των βαθμών συμμετοχής ενός προτύπου, ως προς όλες τις ομάδες είναι σταθερό και ίσο με 1. Η μετάβαση προς την τεχνική της σκληρής ομαδοποίησης πραγματοποιείται μέσω της αντιστοίχησης του κάθε προτύπου στην ομάδα με το μεγαλύτερο βαθμό συμμετοχής. Σ' αυτήν την περίπτωση όμως, γίνεται πιο δυσχερής η τελική επεξεργασία των αποτελεσμάτων, αφού θα πρέπει να μελετηθεί η επίδραση κάθε προτύπου σε M ομάδες.

Ειδικότερα τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα ακόλουθα:

α. Κανονικοποίηση των τιμών εισόδου των στοιχείων των διανυσμάτων, αντιστοιχώντας την ελάχιστη τιμή των στοιχείων στο 0 και τη μέγιστη στο 1, ώστε οι τιμές να κυμαίνονται σε περιορισμένο εύρος.

β. Καθορισμός του αριθμού των M κέντρων - ανταγωνιστικών νευρώνων και αρχικοποίηση όλων των βαρών στην ίδια τιμή μέσω της γραμμικής παρεμβολής ανάμεσα στις τιμές a και $a+b$ κατά (2.18).

γ. Για κάθε εποχή πραγματοποιούνται τα ακόλουθα:

i. Για τα N διανύσματα $\vec{x}_\ell$ (για $\ell = 1,...,N$) προσδιορίζονται οι βαθμοί συμμετοχής σε καθένα από τα M κέντρα (για j=1,…,M) μέσω της σχέσης:

$$u_{\ell j}^{(t+1)} = 1 \Bigg/ \sum_{k=1}^{M} \frac{d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_j^{(t)}\right)}{d\left(\vec{x}_\ell, \vec{w}_k^{(t)}\right)} \tag{2.27}$$

όπου $d(\vec{x}_\ell, \vec{w}_k^{(t)})$ είναι η ευκλείδεια απόσταση του διανύσματος εισόδου $\vec{x}_\ell$ από το διάνυσμα βαρών $\vec{w}_k^{(t)}$ του νευρώνα k του ανταγωνιστικού επιπέδου για την t επανάληψη.

ii. Για κάθε ένα κέντρο j=1,…,M προσδιορίζεται ένα νέο κέντρο βάρους σύμφωνα με:

$$\vec{w}_j^{(t+1)} = \frac{\sum_{\ell=1}^{N} \left(u_{\ell j}^{(t+1)}\right)^q \cdot \vec{x}_\ell}{\sum_{\ell=1}^{N} \left(u_{\ell j}^{(t+1)}\right)^q} \tag{2.28}$$

με την παράμετρο q να λαμβάνει οποιαδήποτε τιμή μεγαλύτερη της μονάδος. Στην περίπτωση που η παράμετρος q είναι ίση με 2, τότε χρησιμοποιείται η ευκλείδεια απόσταση.

δ. Στη συνέχεια, αφού ολοκληρωθεί η εποχή πραγματοποιείται αύξηση του αριθμού των εποχών κατά ένα και ελέγχεται αν έχει συμπληρωθεί ο μέγιστος αριθμός των επιτρεπόμενων επαναλήψεων ή αν ισχύει πλέον η σχέση $\left|\vec{w}_j^{(t)} - \vec{w}_j^{(t+1)}\right| < \varepsilon$ για κάθε j, δηλαδή δεν υπάρχει ουσιαστική αλλαγή των βαρών. Σε κάθε άλλη περίπτωση επαναλαμβάνεται το βήμα γ.

2.5.5. Νευρωνικό Δίκτυο Αυτό-οργανωμένου Χάρτη - SOM

Ο *αλγόριθμος του αυτό-οργανωμένου χάρτη* (self organized map - SOM) βασίζεται στην έννοια της ανταγωνιστικής μάθησης. Οι νευρώνες του ανταγωνιστικού επιπέδου του τεχνητού νευρωνικού δικτύου ανταγωνίζονται για την επικράτηση πάνω σε κάποιο συγκεκριμένο πρότυπο εισόδου $\vec{x}_\ell$. Ειδικότερα οι νευρώνες τοποθετούνται στη θέση των κόμβων ενός πλέγματος μίας ή δύο διαστάσεων (αυτό αποτελεί ένα

από τα βασικά πλεονεκτήματα του αυτό-οργανωμένου χάρτη έναντι των άλλων μεθόδων που χρησιμοποιούν πλέγματα *d* διαστάσεων για την αναπαράσταση των προτύπων). Στα πλαίσια της ανταγωνιστικής μάθησης οι νευρώνες επιλέγουν ορισμένα πρότυπα εισόδου και ρυθμίζουν τα αντίστοιχα βάρη τους, με κύριο στόχο να διαταχθούν με τέτοιο τρόπο, ώστε η θέση τους στο πλέγμα να συσχετίζεται με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των προτύπων εισόδου, δημιουργώντας ένα είδος τοπογραφικού χάρτη των τελευταίων. Ως εκ τούτου προέκυψε και η ονομασία του αυτό-οργανωμένου χάρτη [24].

Ο αυτό-οργανωμένος χάρτης προήλθε από το νευροβιολογικό τρόπο λειτουργίας του φλοιού του εγκεφάλου. Συγκεκριμένα στηρίζεται στην αρχή ότι η χωρική θέση ενός νευρώνα εξόδου σε ένα τοπογραφικό χάρτη αντιστοιχεί σε έναν τομέα ή σε ένα χαρακτηριστικό των δεδομένων εισόδου. Συνεπώς μπορούν να σχηματιστούν δύο διαφορετικά μοντέλα απεικόνισης των χαρακτηριστικών. Στο πρώτο μοντέλο (μοντέλο κατά Willshaw) διατάσσονται οι νευρώνες εξόδου σ' ένα πλέγμα δύο διαστάσεων εξασφαλίζοντας ένα σύνολο γειτονικών νευρώνων. Ειδικότερα υπάρχουν δύο ξεχωριστά δισδιάστατα πλέγματα νευρώνων που συνδέονται μεταξύ τους και το ένα προβάλλεται πάνω στο άλλο. Το ένα αποτελεί το πλέγμα εισόδου το οποίο διαθέτει ένα διεγερτικό μηχανισμό μικρής εμβέλειας και ένα μηχανισμό αναστολής μεγάλης εμβέλειας, ενώ το άλλο αποτελεί το πλέγμα εξόδου. Οι μηχανισμοί αυτοί είναι τοπικής εμβέλειας και επιτυγχάνουν οι νευρώνες του πλέγματος εξόδου να μη λειτουργούν ως «ο νικητής που τα παίρνει όλα», αλλά να ενεργοποιούνται μερικοί από αυτούς σε κάθε χρονική στιγμή. Παράλληλα, για να μην υπάρξει ασύμμετρη αύξηση κάποιων βαρών που θα οδηγήσει σε αστάθεια του δικτύου, υπάρχουν αντίστοιχοι περιορισμοί τους, μέσω ορισμένων ανώτατων ορίων. Επομένως κάποια βάρη του ίδιου νευρώνα αυξάνονται και κάποια άλλα συγχρόνως μειώνονται. Με αυτόν τον τρόπο παράγεται μία τοπολογικά διατεταγμένη απεικόνιση ανάμεσα στην είσοδο και την έξοδο των ίδιων διαστάσεων, δίνοντας ικανοποιητική εξήγηση για τη σύνδεση του αμφιβληστροειδή με το οπτικό τμήμα του φλοιού του εγκεφάλου.

Το δεύτερο μοντέλο που προτάθηκε από το Kohonen δεν εξηγεί νευροβιολογικές λειτουργίες, αλλά ενσωματώνει τα βασικά χαρακτηριστικά των υπολογιστικών χαρτών του εγκεφάλου, έχοντας τη δυνατότητα να διενεργεί συμπίεση των δεδομένων. Ουσιαστικά ανήκει στους αλγορίθμους του διανυσματικού κβαντιστή και παρέχει μία τοπολογική απεικόνιση που τοποθετεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο ένα σταθερό αριθμό διανυσμάτων σ' ένα χώρο μικρότερης διάστασης πραγματοποιώντας συμπίεση.

Στην παρούσα περίπτωση προτείνεται το μοντέλο του Kohonen, καθώς ο βασικός σκοπός του αυτό-οργανωμένου δικτύου είναι η απεικόνιση ενός προτύπου εισόδου διάστασης *d* σ' ένα διακριτό χάρτη μίας ή δύο διαστάσεων. Κάθε νευρώνας του πλέγματος συνδέεται πλήρως με όλους τους κόμβους του επιπέδου εισόδου.

Η διαδικασία του αλγορίθμου περιγράφεται από τις παρακάτω φάσεις:

Α. *Φάση αρχικοποίησης*. Αρχικοποίηση των βαρών του δικτύου που συνδέουν τους νευρώνες εισόδου με τους νευρώνες του χάρτη.

Β. *Φάση ανταγωνισμού*. Για κάθε πρότυπο εισόδου οι νευρώνες του πλέγματος υπολογίζουν την αντίστοιχη τιμή της συνάρτησης ανταγωνισμού των νευρώνων, με νικητή το νευρώνα που φέρει τη μεγαλύτερη τιμή.

Γ. *Φάση συνεργασίας*. Ο νικητής νευρώνας καθορίζει τη χωρική θέση μίας τοπολογικής γειτονιάς, παρέχοντας τη βάση για τη συνεργασία μεταξύ των γειτονικών νευρώνων.

Δ. *Φάση προσαρμογής των βαρών*. Ο μηχανισμός αυτός επιτρέπει στους νευρώνες που ανήκουν στη νικητήρια γειτονιά να προσαρμόσουν τις τιμές των βαρών του νευρώνα-νικητή, ώστε να ενισχυθεί η απόκριση σε μία επόμενη εφαρμογή ενός παρόμοιου προτύπου εκπαίδευσης.

Ειδικότερα τα βήματα του αλγορίθμου είναι τα εξής:

α. Κανονικοποίηση των τιμών εισόδου των στοιχείων των διανυσμάτων, αντιστοιχώντας την ελάχιστη τιμή από τα στοιχεία στο 0 και τη μέγιστη στο 1, ώστε οι τιμές να κυμαίνονται σε περιορισμένο εύρος.

β. Καθορισμός της μορφής του πλέγματος και του αριθμού των *M* κέντρων – ανταγωνιστικών νευρώνων και αρχικοποίησή τους. Συγκεκριμένα το διάνυσμα βαρών οποιουδήποτε νευρώνα *j* του δικτύου δίνεται από τη σχέση (2.5). Κάθε νευρώνας τοποθετείται σε ένα πλέγμα μίας ή δύο διαστάσεων προσδιορίζοντας ουσιαστικά το πλήθος *M* των νευρώνων. Στην περίπτωση δύο διαστάσεων μπορεί να διατεθεί ένα τετράγωνο κατάλληλων διαστάσεων, ώστε να υπάρχουν τουλάχιστον *M* ομάδες με *M*= 4, 9, 16, 25, 36 κτλ. αντίστοιχα με τις τιμές 2^2, 3^2, 4^2, 5^2, 6^2. Εναλλακτικά υπολογίζεται ο λόγος των πλευρών του χάρτη από το λόγο λ_1 / λ_2 των δύο μεγαλύτερων ιδιοτιμών λ_1, λ_2 (με $\lambda_1 > \lambda_2$) της μήτρας διασποράς των διανυσμάτων εισόδων της οποίας το στοιχείο s_{k_1,k_2} είναι ίσο με:

$$s_{k_1,k_2} = \sum_{\ell=1}^{N}\left(x_{k_1\ell} - \overline{x}_{k_1}\right)\cdot\left(x_{k_2\ell} - \overline{x}_{k_2}\right)\Big/\left(N-1\right) \tag{2.29}$$

όπου το $\overline{x}_{k_1}$ είναι η μέση τιμή της αντίστοιχης θέσης k_1 όλων των διανυσμάτων εισόδου.

Το μέγεθος M μπορεί να υπολογιστεί από εμπειρικές σχέσεις, όπως $M \simeq 5\cdot\sqrt{N}$ [16], [25-26]. Συγχρόνως πραγματοποιείται αρχικοποίηση είτε θέτοντας σε όλα τα βάρη την τιμή 0,5, ή δίνοντας τιμές από το γραμμικό συνδυασμό των δύο ιδιοδιανυσμάτων $\vec{e}_1$ και $\vec{e}_2$ της μήτρας διασποράς των διανυσμάτων εισόδων.

γ. Για κάθε πρότυπο εισόδου, το οποίο παρουσιάζεται με τυχαία σειρά, εκτελούνται οι ακόλουθες διαδικασίες:

i. *Εύρεση του νευρώνα με τη μικρότερη ευκλείδεια απόσταση από το πρότυπο εισόδου*. Ο νευρώνας που ικανοποιεί αυτό το κριτήριο καλείται νικητής-νευρώνας για το τρέχον πρότυπο. Η απόκριση του δικτύου είναι η θέση του νευρώνα και το διάνυσμα των βαρών.

ii. *Διαδικασία συνεργασίας των νευρώνων*. Συγκεκριμένα ο νικητής-νευρώνας προσδιορίζει το κέντρο της γειτονιάς των νευρώνων του πλέγματος που θα συνεργαστούν, τείνοντας να επηρεάσει περισσότερο τους άμεσα μ' αυτόν συνδεδεμένους και λιγότερο τους πιο απομακρυσμένους από αυτόν, νευρώνες. Παράλληλα, λαμβάνοντας υπόψη ως τοπολογική γειτονιά μία περιοχή γύρω από το νικητή-νευρώνα i_b (best matching unit), η οποία φθίνει σταδιακά, και την απόσταση $d_{i_b j}$ στο πλέγμα μεταξύ δύο νευρώνων i_b και j, προσδιορίζεται η γειτονιά $h_{i_b j}$, ως συνάρτηση της απόστασης $d_{i_b j}$ έτσι, ώστε να είναι συμμετρική γύρω από το νικητή-νευρώνα για τον οποίο η απόσταση $d_{i_b j}$ είναι μηδέν και συγχρόνως το πλάτος της γειτονιάς να μειώνεται μονότονα, καθώς αυξάνεται η απόσταση $d_{i_b j}$. Εδώ το $h_{i_b j}$ δίνεται από τη σχέση τύπου *Gauss*:

$$h_{i_b j}\left(t\right) = \exp\left(-\frac{d_{i_b j}^2}{2\sigma\left(t\right)^2}\right) \tag{2.30}$$

Η σχέση (2.30) είναι ανεξάρτητη από τη θέση του νευρώνα νικητή και $\sigma\left(t\right)$ είναι μία παράμετρος που εκφράζει το πλάτος της γειτονιάς, επηρεάζοντας το βαθμό συμμετοχής στη διαδικασία εκπαίδευσης των γειτονικών νευρώνων. Είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί και η ορθογώνια περιοχή, αλλά ποιοτικά η γειτονιά τύπου Gauss είναι «βιολογικά» καταλληλότερη και συντελεί στην ταχύτερη σύγκλιση. Η απόσταση $d_{i_b j}$ σε μονοδιάστατο πλέγμα είναι $\left|j - i_b\right|$, ενώ σε διδιάστατο $d_{i_b j} = \left\|r_{i_b} - r_j\right\|$, όπου $r_j = \left(x_j, y_j\right)$ είναι η θέση του νευρώνα j στο πλέγμα του δικτύου. Συγχρόνως το μέγεθος της γειτονιάς συρρικνώνεται με την πάροδο του χρόνου, παριστάνοντας την παράμετρο $\sigma\left(t\right)$ ως μία φθίνουσα εκθετική συνάρτηση των διακριτών τιμών χρόνου- εποχών t μέσω της σχέσης:

$$\sigma\left(t\right) = \sigma_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{T_\sigma}\right) \tag{2.31}$$

όπου σ_0 είναι η αρχική τιμή του σ, T_σ είναι μία χρονική σταθερά και t=0, 1, 2….

iii. *Διαδικασία αναπροσαρμογής των τιμών των βαρών όλων των νευρώνων*. Η τελευταία έχει ως αποτέλεσμα τη μετακίνηση του διανύσματος των βαρών του νικητή και των γειτονικών του νευρώνων προς την κατεύθυνση του διανύσματος εισόδου $\vec{x}_\ell$. Συγκεκριμένα η τιμή του βάρους του j-ιοστού νευρώνα κατά το n-ιοστό διάνυσμα που παρουσιάζεται κατά τη t εποχή δίνεται από:

$$\vec{w}_j^{(t)}\left(n+1\right) = \vec{w}_j^{(t)}\left(n\right) + \eta\left(t\right)\cdot h_{i_b j}\left(t\right)\cdot\left(\vec{x}_\ell - \vec{w}_j^{(t)}\left(n\right)\right) \tag{2.32}$$

$$\eta\left(t\right) = \eta_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{T_\eta}\right), \text{ φάση αυτό-οργάνωσης} \tag{2.33}$$

$$\eta\left(t\right) = \eta_s \cdot \exp\left(-\frac{t}{T_\eta}\right), \text{ φάση σύγκλισης} \tag{2.34}$$

όπου $\eta(t)$ είναι ο ρυθμός μάθησης, η_0 και η_s οι αρχικές τιμές του μεταβλητού μέρους κατά τις φάσεις αυτό-οργάνωσης και σύγκλισης αντίστοιχα, T_η μία χρονική σταθερά. Με την πρώτη σχέση τα βάρη των συνδέσεων τείνουν να ακολουθήσουν την κατανομή των προτύπων εισόδου, λόγω της διαδικασίας προσαρμογής γειτονικών νευρώνων, με συνέπεια να δημιουργείται μία τοπολογική διάταξη του χάρτη χαρακτηριστικών. Παράλληλα όμως μεταβάλλονται και ο ρυθμός μάθησης, ώστε με την πάροδο του χρόνου να μειώνεται εκθετικά, για να επιτευχθεί η τελική σύγκλιση.

δ. Αφού ολοκληρωθεί η εποχή, αυξάνεται το πλήθος των εποχών κατά 1 και ελέγχεται αν έχει ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή αν ισχύει η σχέση $\left|\vec{w}_j^{(t)} - \vec{w}_j^{(t+1)}\right| < \varepsilon$ για κάθε j, δηλαδή δεν υπάρχει ουσιαστική αλλαγή των βαρών. Διαφορετικά επαναλαμβάνεται το βήμα γ. Ο έλεγχος ενεργοποιείται εφόσον έχει ολοκληρωθεί ένας ελάχιστος αριθμός επαναλήψεων, όπως θα διευκρινιστεί στη συνέχεια.

Για τη μετάβαση του νευρωνικού δικτύου από μία κατάσταση ολικής αταξίας σε μία οργανωμένη αναπαράσταση των προτύπων εισόδου, πρέπει οι αρχικές παράμετροι να επιλεχθούν ορθά. Η διαδικασία προσαρμογής των βαρών χωρίζεται στη φάση αυτό-οργάνωσης και στη φάση σύγκλισης. Κατά την πρώτη διατάσσονται τοπολογικά τα διανύσματα βαρών. Η φάση αυτή διαρκεί ως και 1000 επαναλήψεις, έχοντας προσδιορίσει τις αρχικές τιμές των παραμέτρων του ρυθμού μάθησης και του πλάτους γειτνίασης.

Στη φάση της σύγκλισης τελειοποιείται ο χάρτης χαρακτηριστικών, παρέχοντας μία ακριβή στατιστική ανάλυση των προτύπων, όπου ο αριθμός των επαναλήψεων πρέπει να είναι τουλάχιστον 500 φορές μεγαλύτερος του αριθμού νευρώνων. Εναλλακτικά για την ολοκλήρωση της εκπαιδευτικής διαδικασίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο δείκτης $I(t)$ της σχέσης (2.37) και το αντίστοιχο κριτήριο της (2.38).

Συγκεκριμένα, για να αξιολογηθεί η ποιότητα της πραγματοποιηθείσας εκπαίδευσης ενός αυτό-οργανωμένου χάρτη, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το *μέσο μέτρο παραμόρφωσης* (Average Distortion Measure - ADM), σύμφωνα με τη σχέση:

$$ADM = \frac{1}{N} \cdot \sum_{\ell=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} \left(h_{i_b j} \cdot \left\| \vec{w}_j - \vec{x}_{\ell : \ell \in \Omega_{i_b}} \right\|^2 \right) \tag{2.35}$$

Εναλλακτικά μπορεί να εφαρμοστεί το *τοπογραφικό σφάλμα* (Topographic error - TE) που εκφράζει τις τοπολογικές ιδιότητες του χάρτη SOM. Συγκεκριμένα εκφράζει τον αριθμό των διανυσμάτων δείγματος για τους οποίους οι δύο νευρώνες που προσεγγίζουν καλύτερα το υπό εξέταση διάνυσμα (best matching units) δεν βρίσκονται σε γειτονικές θέσεις:

$$TE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{\ell=1}^{N} u\left(\vec{x}_\ell\right) \tag{2.36}$$

όπου η $u\left(\vec{x}_\ell\right)$ λαμβάνει την τιμή μονάδα, όταν ο πρώτος και ο δεύτερος νευρώνας που βρίσκονται πιο κοντά στο διάνυσμα $\vec{x}_\ell$ δεν είναι γειτονικοί νευρώνες, αλλιώς είναι 0. Το πλεονέκτημα αυτού του μέτρου είναι ότι είναι απευθείας συγκρίσιμο μεταξύ διαφορετικών χαρτών ή και χαρτών διαφορετικών δεδομένων.

Προκειμένου να βρεθεί ένας ενιαίος δείκτης σύγκλισης, προτείνεται ο υπολογισμός του αθροίσματος των δεικτών του τοπογραφικού σφάλματος, της συνάρτησης σφάλματος και του μέσου μέτρου παραμόρφωσης [28] ανά συγκεκριμένο πλήθος εποχών, ώστε, όταν η αντίστοιχη βελτίωση των δεικτών είναι μικρή, να σταματήσει η διαδικασία της σύγκλισης. Αρχικά ορίζεται ο δείκτης $I(t)$ κατά τη t-οστή εποχή:

$$I(t) = J(t) + TE(t) + ADM(t) \tag{2.37}$$

Η σύγκλιση ολοκληρώνεται, όταν:

$$\frac{I(t-\Delta t) - I(t)}{I(t-\Delta t)} < \ell imit_1 \tag{2.38}$$

όπου Δt είναι ο αριθμός των εποχών που πρέπει να μεσολαβήσουν για να εφαρμοστεί το κριτήριο και $\ell imit_1$ το αντίστοιχο όριο ανώτατης μεταβολής. Δεν χρειάζεται η απόλυτη τιμή, διότι στην περίπτωση που ισχύει $I(t-\Delta t) < I(t)$, τότε το κλάσμα γίνεται αρνητικό και η διαδικασία σταματά άμεσα ανεξάρτητα τιμής, όπως είναι επιθυμητό. Το κριτήριο αυτό εφαρμόζεται, αφού ολοκληρωθεί η φάση της αυτό-οργάνωσης.

Τέλος σημειώνεται ότι στην περίπτωση της διαμόρφωσης των νευρώνων-ομάδων σε ένα διδιάστατο χάρτη, τα αντίστοιχα αποτελέσματα δεν διευκολύνουν την άμεση αξιοποίησή τους λόγω του μεγάλου πλήθους ομάδων π.χ. χάρτης 10x10 =100 νευρώνες. Προκειμένου να αξιοποιηθούν τα αντίστοιχα αποτελέσματα της ομαδοποίησης των πελατών μέσης τάσης, στο [26] εφαρμόστηκε η απλή μέθοδος των κ-μέσων. Στην παρούσα εργασία θα εφαρμοστεί η αντίστοιχη προτεινόμενη μέθοδος των κ-μέσων με αρχικοποίηση βαρών της (2.18). Ουσιαστικά οι νευρώνες-ομάδες που προκύπτουν από το δισδιάστατο χάρτη υφίστανται μία νέα συμπίεση πληροφορίας, από την οποία προκύπτει η τελική κατηγοριοποίηση των υπό μελέτη διανυσμάτων.

2.5.6. Ιεραρχικοί Αλγόριθμοι Συγχώνευσης

Οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι στηρίζονται σε μία διαφορετική φιλοσοφία από τους προηγούμενους αλγορίθμους. Αντί να παράγουν μία συγκεκριμένη ομαδοποίηση, αναπτύσσουν μία ιεραρχία ομάδων.

Οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης που παρουσιάζονται βασίζονται στη θεωρία πινάκων. Αν N το πλήθος διανυσμάτων εισόδου, τότε ορίζεται ο πίνακας ανομοιότητας $P_0 = P(X)$ διαστάσεων $N \times N$ που βασίζεται στο σύνολο διανυσμάτων X (σχέση (2.4)). Σε κάθε επίπεδο (αντί εποχής) t, δύο ομάδες συγχωνεύονται σε μία, ενώ οι διαστάσεις του πίνακα ανομοιότητας P_t γίνονται $(N-t)\times(N-t)$. Ο τελευταίος προκύπτει από τον πίνακα P_{t-1} με τη διαγραφή των δύο γραμμών και στηλών που αντιστοιχούν στις προς συγχώνευση ομάδες και με την προσθήκη μίας νέας γραμμής και στήλης που περιέχει τις αποστάσεις ανάμεσα στη νεοσχηματιζόμενη ομάδα και στις υπόλοιπες προϋπάρχουσες ομάδες. Η απόσταση ανάμεσα στην ομάδα C_q (που είναι αποτέλεσμα της συγχώνευσης των ομάδων C_i και C_j) και την παλαιότερη C_s είναι μία συνάρτηση της μορφής:

$$d(C_q, C_s) = f\left(d(C_i, C_s), d(C_j, C_s), d(C_i, C_j)\right) \tag{2.39}$$

Αυτή η διαδικασία δικαιολογεί το εναλλακτικό τους όνομα ως *αλγόριθμοι ενημέρωσης πινάκων* (matrix updating algorithms). Τα βασικά βήματα του αλγορίθμου είναι τα εξής:

α. *Αρχικοποίηση*: Το σύνολο των εναπομεινάντων διανυσμάτων $\Re_0$ για το μηδενικό επίπεδο ($t=0$) τίθεται ίσο με το σύνολο των διανυσμάτων εισόδου X. Διαμορφώνεται ο αντίστοιχος πίνακας ανομοιότητας $P_0 = P(X)$.

β. *Βασικός επαναληπτικός βρόχος*:

i. *Αύξηση κατά 1 του αριθμού των επιπέδων*: $t = t+1$

ii. *Εύρεση ομάδων* C_i και C_j: Βρίσκεται εκείνο το ζεύγος ομάδων C_i και C_j που ικανοποιεί το κριτήριο ελαχιστοποίησης $d(C_i, C_j) = \min_{r,s=1,\ldots,N, r\neq s} d(C_r, C_s)$.

iii. *Συγχώνευση ομάδων* C_i, C_j: Συγχωνεύονται οι ομάδες C_i και C_j σε C_q και σχηματίζεται το σύνολο των εναπομεινάντων διανυσμάτων $\Re_t$ ως εξής: $\Re_t = \left(\Re_{t-1} - \{C_i, C_j\}\right) \cup \{C_q\}$.

iv. *Σχηματισμός του νέου πίνακα* P_t: Με βάση τον πίνακα ανομοιότητας του προηγούμενου επιπέδου P_{t-1}, τη σχέση (2.39) και την προαναφερθείσα μεθοδολογία προκύπτει η νέα μήτρα P_t.

γ. *Κριτήριο λήξης*: Η ομαδοποίηση συνεχίζεται μέχρι να σχηματιστεί το σύνολο εναπομεινάντων διανυσμάτων $\Re_{N-1}$ και όλα τα διανύσματα εισόδου βρίσκονται στο ίδιο σύνολο.

Σημειώνεται ότι ο αριθμός των επαναλήψεων του πυρήνα της διαδικασίας είναι εξαρχής καθορισμένος και ίσος με το πλήθος των προτύπων μειωμένο κατά 1 (N-1).

Η συνάρτηση απόστασης μπορεί να αναπαρασταθεί εναλλακτικά ως εξής [14]:

$$d(C_q, C_s) = a_i \cdot d(C_i, C_s) + a_j \cdot d(C_j, C_s) + b \cdot d(C_i, C_j) + c \cdot \left| d(C_i, C_s) - d(C_j, C_s) \right| \tag{2.40}$$

όπου με τη χρήση διαφορετικών τιμών a_i, a_j, b και c δίνεται η δυνατότητα επιλογών διαφορετικών μέτρων ανομοιότητας.

Οι βασικότεροι ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης είναι:

• Ο *αλγόριθμος απλής σύνδεσης* (single link algorithm), ο οποίος ορίζει ως απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q την ελάχιστη από τις αποστάσεις της από τις δύο αρχικές ομάδες που συγχωνεύονται :

$$d\left(C_q,C_s\right)=\min\left\{d\left(C_i,C_s\right),d\left(C_j,C_s\right)\right\}=1/2\cdot d\left(C_i,C_s\right)+1/2\cdot d\left(C_j,C_s\right)-1/2\cdot\left|d\left(C_i,C_s\right)-d\left(C_j,C_s\right)\right| \quad (2.41)$$

• Ο *αλγόριθμος πλήρους σύνδεσης* (complete link algorithm), ο οποίος ορίζει ως απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q τη μέγιστη από τις αποστάσεις της από τις δύο αρχικές ομάδες που συγχωνεύονται :

$$d\left(C_q,C_s\right)=\max\left\{d\left(C_i,C_s\right),d\left(C_j,C_s\right)\right\}=1/2\cdot d\left(C_i,C_s\right)+1/2\cdot d\left(C_j,C_s\right)+1/2\cdot\left|d\left(C_i,C_s\right)-d\left(C_j,C_s\right)\right| \quad (2.42)$$

• Ο *αλγόριθμος σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού* (weighted pair group method average - WPGMA), ο οποίος ορίζει ως απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q το μέσο όρο των αποστάσεων της C_q από τις δύο αρχικές ομάδες που συγχωνεύονται :

$$d\left(C_q,C_s\right)=1/2\cdot d\left(C_i,C_s\right)+1/2\cdot d\left(C_j,C_s\right) \quad (2.43)$$

• Ο *αλγόριθμος μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού* (unweighted pair group method average -UPGMA), ο οποίος ορίζει ως απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q το άθροισμα των αποστάσεων της C_q από τις δύο αρχικές ομάδες C_i, C_j που συγχωνεύονται με χρήση βαρών ανάλογων του πληθυσμού της κάθε ομάδας C_i, C_j:

$$d\left(C_q,C_s\right)=\frac{n_i}{n_i+n_j}\cdot d\left(C_i,C_s\right)+\frac{n_j}{n_i+n_j}\cdot d\left(C_j,C_s\right) \quad (2.44)$$

• Ο *αλγόριθμος μη σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού* (unweighted pair group method centroid -UPGMC), ο οποίος ορίζει την απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q ως εξής:

$$d\left(C_q,C_s\right)=\frac{n_i}{n_i+n_j}\cdot d\left(C_i,C_s\right)+\frac{n_j}{n_i+n_j}\cdot d\left(C_j,C_s\right)-\frac{n_i\cdot n_j}{\left(n_i+n_j\right)^2}\cdot d\left(C_i,C_j\right) \quad (2.45)$$

Στην πραγματικότητα είναι ο εναλλακτικός τρόπος ορισμού του τετραγώνου της ευκλείδειας απόστασης ανάμεσα στις δύο ομάδες C_s και C_q :

$$d\left(C_q,C_s\right)=\left\|\vec{w}_q-\vec{w}_s\right\|^2 \quad (2.46)$$

όπου ο αντιπροσωπευτικός μέσος - κεντροειδές σημείο είναι ίσος με:

$$\vec{w}_q=\frac{1}{n_q}\cdot\sum_{\vec{x}_v\in C_q}\vec{x}_v \quad (2.47)$$

• Ο *αλγόριθμος σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού* (weighted pair group method centroid -WPGMC), ο οποίος ορίζει την αντίστοιχη απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q ως εξής:

$$d\left(C_q,C_s\right)=1/2\cdot d\left(C_i,C_s\right)+1/2\cdot d\left(C_j,C_s\right)-1/4\cdot d\left(C_i,C_j\right) \quad (2.48)$$

Δηλαδή είναι ουσιαστικά η εφαρμογή της σχέσης (2.45), όταν οι υπό συγχώνευση ομάδες έχουν τον ίδιο πληθυσμό αριθμητικά. Στην πραγματικότητα αυτό δεν ισχύει, απλώς ο αλγόριθμος υπολογίζει την απόσταση ανάμεσα στις σταθμισμένες εκδόσεις των αντίστοιχων κεντροειδών.

• Ο *αλγόριθμος Ward ή αλγόριθμος ελάχιστης διασποράς* (Ward or minimum variance algorithm), ο οποίος ορίζει την αντίστοιχη απόσταση της ομάδας C_s από τη νέα ομάδα C_q ως εξής:

$$d^{/}\left(C_q, C_s\right) = \frac{n_i + n_s}{n_i + n_j + n_s} \cdot d^{/}\left(C_i, C_s\right) + \frac{n_j + n_s}{n_i + n_j + n_s} \cdot d^{/}\left(C_j, C_s\right) - \frac{n_s}{n_i + n_j + n_s} \cdot d^{/}\left(C_i, C_j\right) \qquad (2.49)$$

όπου

$$d^{/}\left(C_i, C_j\right) = \frac{n_i \cdot n_j}{n_i + n_j} \cdot d\left(C_i, C_j\right) \qquad (2.50)$$

και

$$d\left(C_i, C_j\right) = \left\| \vec{w}_i - \vec{w}_j \right\|^2 \qquad (2.51)$$

Δηλαδή η απόσταση $d^{/}\left(C_i, C_j\right)$ είναι μία σταθμισμένη τιμή των τετραγώνων των ευκλείδειων αποστάσεων των μέσων διανυσμάτων, η οποία στη συνέχεια εφαρμόζεται στη βασική σχέση (2.40). Αποδεικνύεται δε ότι αυτός ο αλγόριθμος οδηγεί στη μικρότερη δυνατή αύξηση της συνολικής διασποράς με τη συγχώνευση των δύο ομάδων C_i, C_j [14].

Οι ιεραρχικές μέθοδοι δεν προσδιορίζουν τα αντιπροσωπευτικά διανύσματα των ομάδων, όπως συμβαίνει με τις υπόλοιπες μεθόδους. Τα διανύσματα αυτά μπορούν να υπολογιστούν μέσω της σχέσης (2.21) σε κάθε επιθυμητό επίπεδο *t*.

2.6. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών σε Δύο Επίπεδα με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων

Κάθε καταναλωτής παρουσιάζει μοναδικά ηλεκτρικά χαρακτηριστικά. Όμως μπορεί να ενταχθεί σε μία συγκεκριμένη ομάδα βάσει ορισμένων κριτηρίων, αφήνοντας ένα μικρό σφάλμα, δηλαδή μία απόκλιση μεταξύ της πραγματικής και της θεωρητικής ηλεκτρικής συμπεριφοράς του, όπου ως θεωρητική συμπεριφορά ορίζεται εκείνη που αποδίδεται σε όλους τους πελάτες της ίδιας ομάδας. Λαμβάνοντας υπόψη τη σχετική βιβλιογραφία [4-9] προκύπτει ότι η ομαδοποίηση βάσει των πελατών πραγματοποιείται για συγκεκριμένη ημέρα του συστήματος (συνήθως ημέρα αιχμής) αγνοώντας τη συμπεριφορά του τον υπόλοιπο χρόνο. Μόνο στην περίπτωση των [5-6] υπάρχει η χρήση κατάλληλων δεικτών, οι οποίοι όμως στηρίζονται σε ένα μακροσκοπικό διαχωρισμό των ημερών σε εργάσιμες και σαββατοκύριακα. Επίσης υπάρχει ένα επιπλέον ζήτημα που αφορά τον τρόπο ορισμού των αντίστοιχων δεικτών, ο οποίος δύναται να κρύψει χρήσιμα στοιχεία κατά τη συμπίεση πληροφορίας, που πραγματοποιείται μέσω αυτών.

Για να αντιμετωπιστεί πιο συστηματικά η ομαδοποίηση των καταναλωτών, πραγματοποιείται σε δύο επίπεδα εφαρμογής της αναγνώρισης προτύπων. Κατά το πρώτο γίνεται η εύρεση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών του εκάστοτε καταναλωτή. Κατά το δεύτερο στάδιο ομαδοποιούνται οι πελάτες με χρήση κάποιας τυπικής ημέρας, όπως της πολυπληθέστερης, της μέρας αιχμής, κα. Σε κάθε περίπτωση πριν την εφαρμογή των αντίστοιχων μεθόδων υπάρχει η απαραίτητη προεπεξεργασία των δεδομένων (έλεγχος ορθότητας, απομάκρυνση θορύβου κα.) και μία πρώτη ταξινόμηση βάσει διεθνών κριτηρίων, όπως του επιπέδου τάσης ή τη χρήση, καθώς δεν είναι δυνατή η κοινή αντιμετώπιση των οικιακών καταναλωτών με τις βιομηχανίες υψηλής τάσης. Με την προτεινόμενη μεθοδολογία ανακαλύπτονται και αντιμετωπίζονται οι ειδικές περιπτώσεις των εποχιακών καταναλωτών, όπως ελαιοτριβείων, κοκκιστηρίων, ξενοδοχειακών μονάδων κα., που λειτουργούν για συγκεκριμένες μικρές χρονικές περιόδους.

Η αναπτυχθείσα μεθοδολογία παρουσιάζεται στο σχήμα 2.3, όπου παράλληλα φαίνονται και οι βασικές εφαρμογές των αποτελεσμάτων του εκάστοτε επιπέδου εξόδου. Τα βασικά βήματά της είναι τα εξής:

α. *Συλλογή δεδομένων*. Με τη βοήθεια ηλεκτρονικών μετρητών ή αντίστοιχων διατάξεων με καταγραφικό μετρούνται η ενεργός και η άεργος ενέργεια (σε kWh ή kvarh) ανά δεκαπεντάλεπτο ή ώρα ή αντίστοιχο χρονικό βήμα. Στη συνέχεια μετατρέπονται σε ενεργό ή άεργο ισχύ μέσω κατάλληλου πολλαπλασιαστικού παράγοντα, ο οποίος προκύπτει από τους λόγους μετασχηματισμού των μετασχηματιστών τάσης a_V και έντασης a_I, (εφόσον υπάρχουν στην αντίστοιχη διάταξη), και το αντίστοιχο χρονικό βήμα t_s σε ώρες, σύμφωνα με τη σχέση [27]:

$$x_i = \left(a_I \cdot a_V / t_s\right) \cdot e_i \tag{2.52}$$

όπου x_i και e_i η ισχύς και η ενέργεια του αντίστοιχου χρονικού βήματος i.

β. *Ταξινόμηση πελατών βάσει διεθνών κριτηρίων*. Οι πελάτες ομαδοποιούνται σε χαμηλής, μέσης και υψηλής τάσης, σε αγροτικούς, ημιαστικούς ή αστικούς, σε νησιωτικούς ή ηπειρωτικούς, βάσει των ιδιαιτέρων γεωγραφικών συνθηκών τους κα., ανάλογα με την επιθυμία του χρήστη. Ουσιαστικά σ' αυτό το σημείο γίνεται η επιλογή των πελατών που εισέρχονται στην κυρίως διαδικασία.

γ. *Έλεγχος και απομάκρυνση - διόρθωση λανθασμένων στοιχείων*. Τα δεδομένα του κάθε πελάτη ελέγχονται για την ομαλότητά τους προς διόρθωση ή απομάκρυνση τυχαίων σφαλμάτων. Είναι δυνατή να γίνει μία προκαταρτική εκτέλεση μίας μεθόδου αναγνώρισης προτύπων προς εύρεση προβληματικών ημερών, όπως ημερών βλαβών, οι οποίες δεσμεύουν κάποιο αριθμό τυπικών ημερών μειώνοντας τις αντίστοιχες ημέρες που αναπαριστούν το σύνολο που πραγματικά ενδιαφέρει.

δ. *Ομαδοποίηση τυπικών καμπυλών κάθε καταναλωτή – 1η φάση εφαρμογής μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*. Για καθένα από τους συμμετέχοντες πελάτες εκτελείται το σύνολο των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων (κ-μέσων, εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή, ασαφούς ομαδοποίησης κ-μέσων, αυτό-οργανωμένου χάρτη και ιεραρχικών με τις διάφορες παραλλαγές τους). Συγκεκριμένα κάθε μέθοδος εκπαιδεύεται για το σύνολο των δεδομένων, αξιολογείται με βάση τα έξι προαναφερθέντα κριτήρια, βελτιστοποιούνται οι παράμετροί της, εφόσον απαιτείται. Από το σύνολο των αποτελεσμάτων αξιοποιούνται εκείνα που κρίνονται πιο ικανοποιητικά διαμορφώνοντας τις τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου του καταναλωτή. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για το σύνολο των υπό εξέταση πελατών.

ε. *Εύρεση και επιλογή τυπικών χρονολογικών καμπυλών καταναλωτών*. Με βάση τα αποτελέσματα του προηγούμενου βήματος ο χρήστης επιλέγει τις τυπικές χρονολογικές καμπύλες των καταναλωτών που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν στην τελική ομαδοποίησή τους καθορίζοντας το είδος της τυπικής ημέρας, όπως πολυπληθέστερης, μέγιστης ζητούμενης ισχύος ή μέγιστης ζητούμενης ενεργού ενέργειας κα. Επίσης είναι δυνατό να παρακαμφθεί η διαδικασία ομαδοποίησης των τυπικών καμπυλών κάθε καταναλωτή, εφόσον ο χρήστης θέλει να συγκρίνει τη συμπεριφορά των καταναλωτών σε συγκεκριμένες ημερομηνίες, όπως την ημέρα αιχμής του συστήματος καταλήγοντας στις ήδη υπάρχουσες μεθοδολογίες. Με το τελευταίο δεν εξασφαλίζεται η αντιπροσωπευτικότητα της συμπεριφοράς των πελατών μέσα στο έτος.

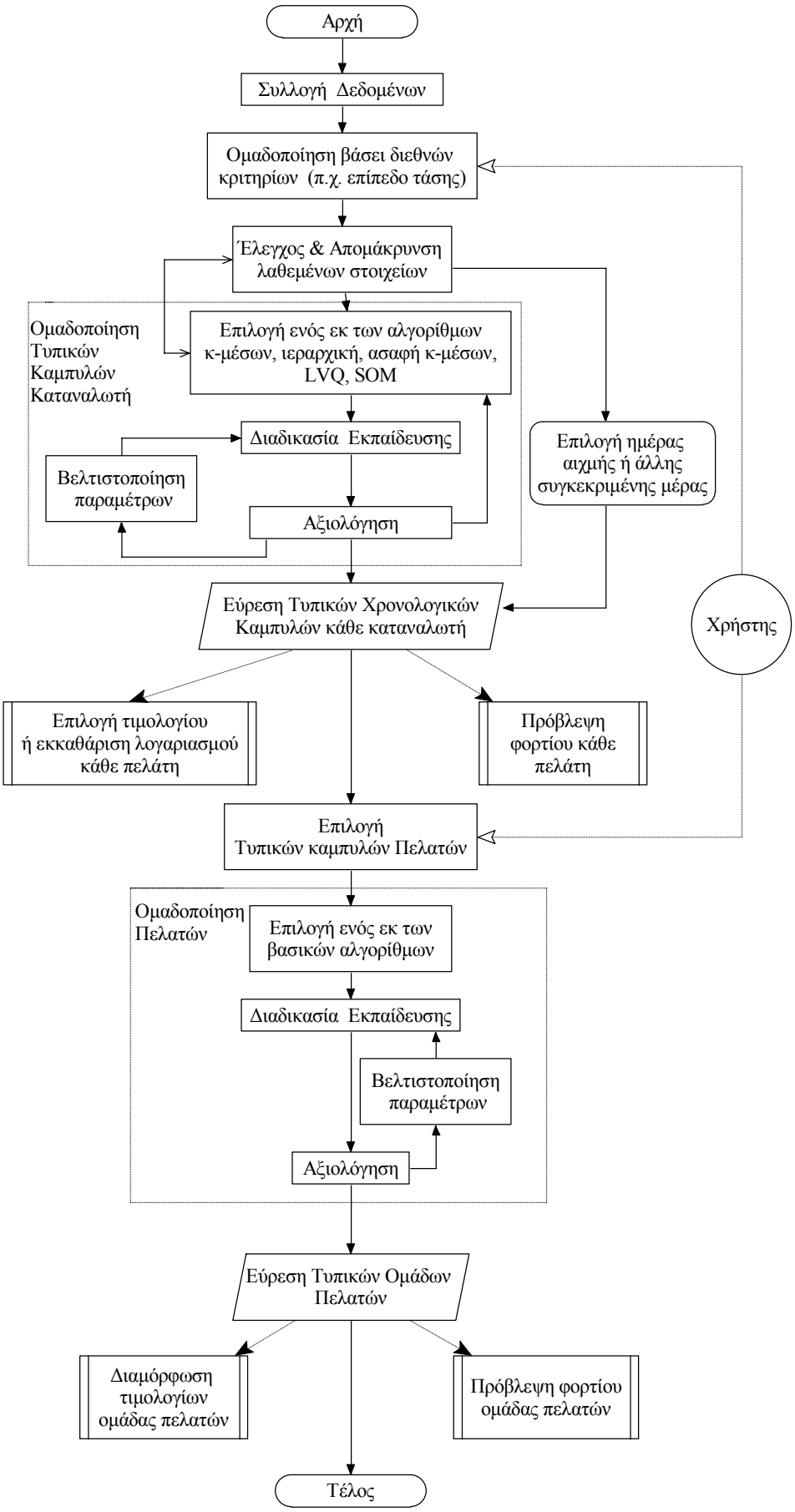
στ. *Ομαδοποίηση καταναλωτών - 2η φάση εφαρμογής μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*. Για τις τυπικές χρονολογικές καμπύλες των πελατών εκτελείται το προαναφερθέν σύνολο των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων. Από τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης προκύπτουν νέες ομάδες καταναλωτών και οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές τους καμπύλες.

Τα αποτελέσματα των δύο επιπέδων της προτεινόμενης μεθοδολογίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν είτε για κάθε πελάτη χωριστά, είτε για το σύνολο των καταναλωτών. Συγκεκριμένα οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ενός πελάτη στο πρώτο επίπεδο αναγνώρισης προτύπων βρίσκουν εφαρμογή σε:

- Επιλογή τιμολογίου από πλευράς υπεύθυνου μηχανικού του καταναλωτή ή εύρεση προτεινόμενου τιμολογίου από την πλευρά του προμηθευτή ενέργειας.
- Τεχνοοικονομική αξιολόγηση μέτρων διαχείρισης φορτίου και ενεργειακής αποδοτικότητας είτε από τον καταναλωτή, είτε τον προμηθευτή ενέργειας.
- Εκκαθάριση λογαριασμού πελάτη στην περίπτωση αγοράς ενέργειας και ισχύος από περισσότερους από έναν προμηθευτές.
- Βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου πελάτη, το οποίο ενδιαφέρει τόσο τον ίδιο, όσο και τους προμηθευτές του.

Τα αποτελέσματα του δεύτερο επιπέδου της μεθοδολογίας αναγνώρισης προτύπων ενδεικτικά χρησιμοποιούνται για:

- Διαμόρφωση τιμολογίων ομάδας πελατών από πλευράς προμηθευτή.
- Διαμόρφωση τιμολογίων βοηθητικών υπηρεσιών από πλευράς διαχειριστή δικτύου ή συστήματος, όσο αφορά την κατανάλωση άεργων.
- Βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου ομάδας καταναλωτών είτε από πλευράς προμηθευτή, είτε από πλευράς διαχειριστή δικτύου, συστήματος ή ρυθμιστικής αρχής ενέργειας.



Σχήμα 2.3: Διάγραμμα ροής αναπτυχθείσας μεθοδολογίας για την κατηγοριοποίηση πελατών σε δύο επίπεδα με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

2.7. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών σε Δείγμα Καταναλωτών Ελληνικού Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

2.7.1. Εφαρμογή του 1ου Επιπέδου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Καταναλωτών προς Εύρεση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου ενός Καταναλωτή

Κατά την πρώτη φάση αναλύονται τα αποτελέσματα των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων για την εύρεση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου για ένα συγκεκριμένο καταναλωτή. Τα δεδομένα που παρουσιάζονται στην εκάστοτε μέθοδο αναγνώρισης προτύπων έχουν διορθωθεί όσον αφορά λανθασμένες τιμές μέτρησης ή ελλείψεις στην καταγραφή. Σε όσα δεν ήταν δυνατή η διόρθωση, αφαιρέθηκαν. Οι μετρήσεις του φορτίου γίνονται ανά δεκαπεντάλεπτο και αφορά και τις δύο συνιστώσες, δηλαδή την ενεργό και την άεργο ισχύ. Ωστόσο η εκάστοτε μέθοδος εφαρμόζεται στις μετρήσεις της ενεργού ισχύος που είναι και σημαντικότερες.

Στη συνέχεια εξετάζεται αναλυτικά η υλοποίηση και η ρύθμιση της κάθε μεθόδου χωριστά για μία βιομηχανία μέσης τάσης. Από τα δεδομένα που δόθηκαν από τη ΔΕΗ σχηματίζονται 292 διανύσματα εισόδου, τα οποία σχηματίζουν ομάδες τυπικών ημερών. Περιλαμβάνουν ημέρες των μηνών Φλεβάρη, Απρίλη ως Ιούνιο, Αύγουστο ως Νοέμβριο του 2003, Φλεβάρη και Μάρτη του 2004. Η εύρεση στοιχείων των υπολοίπων μηνών δεν κατέστη δυνατή. Αποτελεί έναν από τους πληρέστερους από πλευράς δεδομένων πελάτες μέσης τάσης. Η ελάχιστη τιμή ενεργού ισχύος είναι 88,00 kW και η αντίστοιχη μέγιστη είναι 9468,80 kW, οι οποίες σε κάθε περίπτωση κανονικοποιούνται.

2.7.1.1. Κ-μέσων

Αρχικά πραγματοποιείται η μελέτη των δεικτών αξιολόγησης για τη μέθοδο κ-μέσων με αρχικοποίηση μέσω της σχέσης (2.18) και με σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων (σενάριο 1). Στη συνέχεια συγκρίνονται τα αποτελέσματα των δεικτών με άλλα δύο σενάρια, τα οποία είναι:

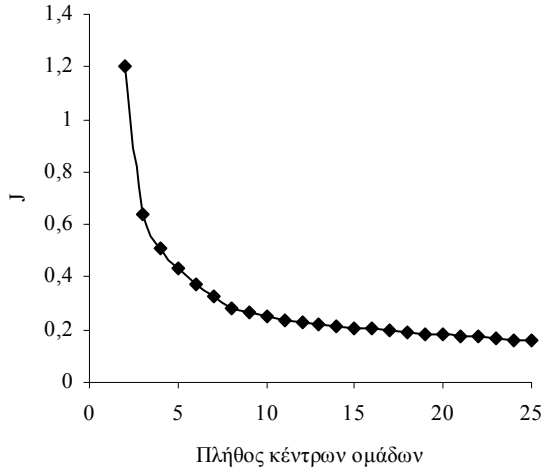
- *Σενάριο 2.* Αρχικοποίηση των κέντρων με χρήση της σχέσης (2.19) και σειριακή παρουσίαση όλων των διανυσμάτων.
- *Σενάριο 3.* Τυχαία αρχικοποίηση των κέντρων με την επιλογή *M* διανυσμάτων από το αρχικό σύνολο και σειριακή παρουσίαση όλων των διανυσμάτων.

Κατά την εφαρμογή του πρώτου σεναρίου ο πυρήνας της μεθόδου εκτελείται για ένα πλήθος αρχικών τιμών *a* και *b* πραγματοποιώντας όλους τους δυνατούς συνδυασμούς των τιμών a={0,10, 0,11, ...,0,45} και $a+b$={0,54, 0,55, ...,0,90} για κάθε πλήθος επιθυμητών κέντρων που ορίζεται από το χρήστη. Από όλους τους συνδυασμούς συγκρατούνται εκείνες οι τιμές που δίνουν τις βέλτιστες τιμές για το εκάστοτε κριτήριο.

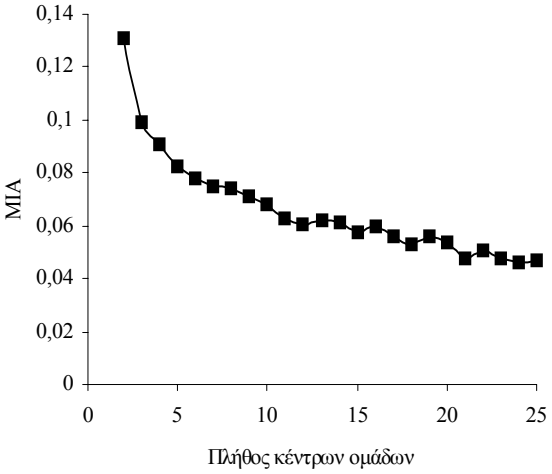
Συγκεκριμένα στην περίπτωση της βελτιστοποίησης του κριτηρίου της συνάρτησης σφάλματος για πλήθος επιθυμητών κέντρων από 2 ως 25 προκύπτουν οι ακόλουθες γραφικές παραστάσεις του σχήματος 2.4. Παρατηρείται ότι με την αύξηση των επιθυμητών κέντρων μειώνονται οι τιμές της συνάρτησης σφάλματος *J*, του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA*, του δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* και του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας στην οποία ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR*. Αυτή η συμπεριφορά συμφωνεί με τη θεωρητικά αναμενόμενη. Μόνο για το δείκτη Davies-Bouldin *DBI* παρατηρούνται έντονες αυξομειώσεις αντί συστηματικής μείωσης. Οι περιοχές των μικρότερων τιμών του *DBI* υποδεικνύουν τον καταλληλότερο πλήθος ομάδων. Αντίθετα ο δείκτης του πίνακα ομοιότητας *SMI* παρουσιάζει αύξηση τιμών με την αύξηση του πλήθους των νευρώνων που συμφωνεί με τη θεωρητική συμπεριφορά, αφού με την αύξηση του πλήθους των κέντρων επιθυμείται η μείωση της μέγιστης απόστασής τους. Για πλήθος μεγαλύτερο από 20 επιθυμητά κέντρα δημιουργείται ένα νεκρό κέντρο, δηλαδή ένας νευρώνας δεν περιέχει ούτε ένα διάνυσμα εισόδου.

Από τη συμπεριφορά των δεικτών κρίνεται ικανοποιητική η χρήση 10 επιθυμητών κέντρων για την αναπαράσταση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών του καταναλωτή, αφού περαιτέρω αύξηση δεν οδηγεί σε σημαντική βελτίωση των αντίστοιχων δεικτών.

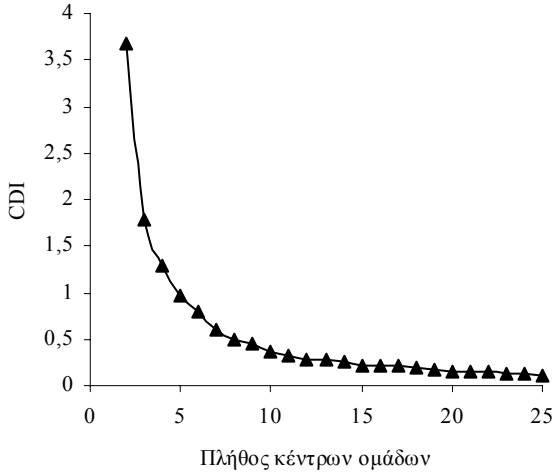
Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται κατά τη βελτιστοποίηση κάθε δείκτη. Δηλαδή για κάθε πλήθος επιθυμητών κέντρων ομάδων (από 2 ως 25) βρίσκεται η βέλτιστη τιμή για τον εκάστοτε δείκτη από όλα τα ζεύγη (a,b). Συγχρόνως στο σχήμα 2.5 καταγράφονται οι τιμές των αντίστοιχων δεικτών, ώστε να είναι δυνατή η μελέτη της επίδρασης του υπό βελτιστοποίηση δείκτη στη συμπεριφορά των υπολοίπων.



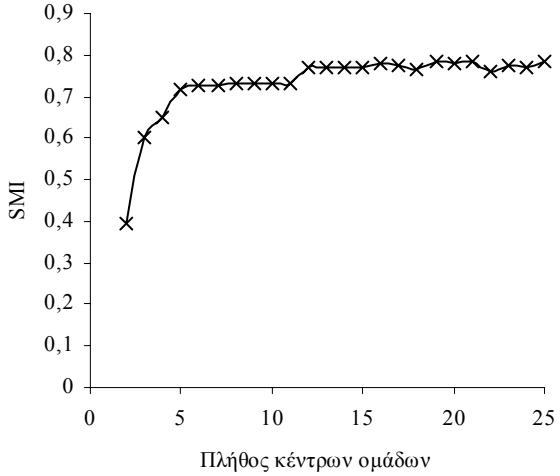
α. Δείκτης J



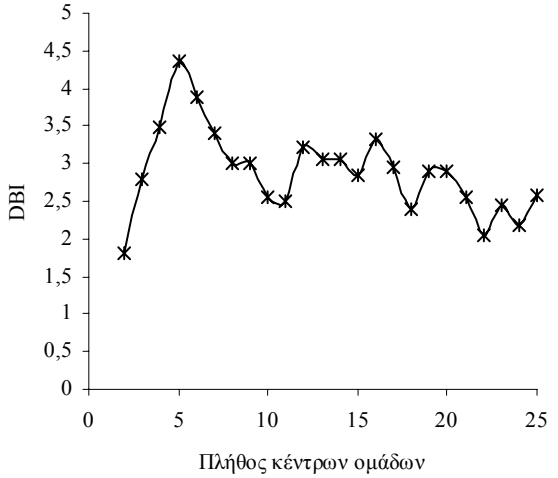
β. Δείκτης MIA



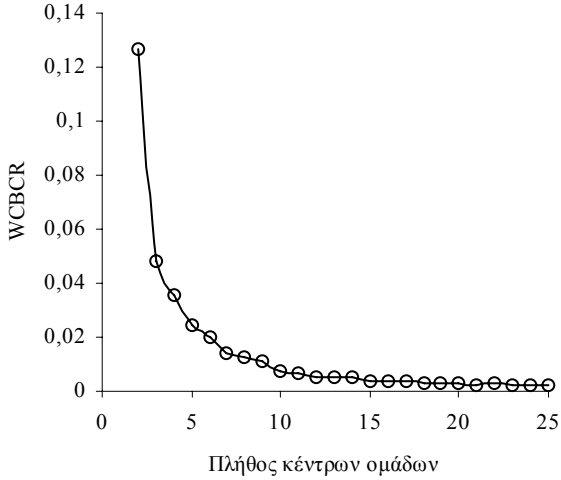
γ. Δείκτης CDI



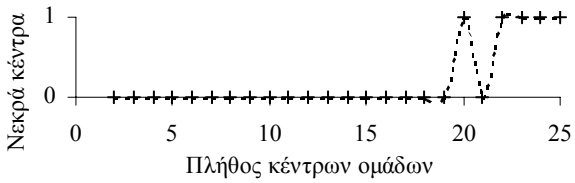
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI

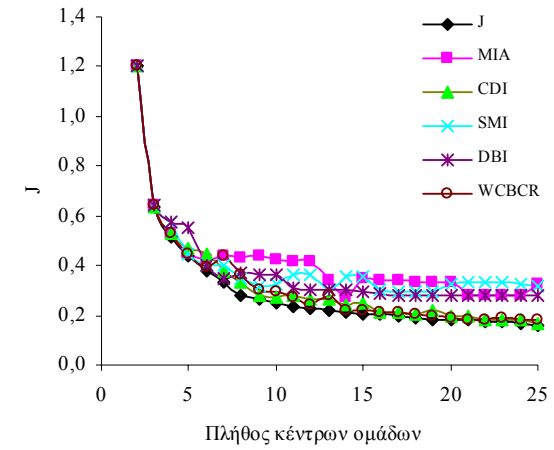


στ. Δείκτης WCBCR

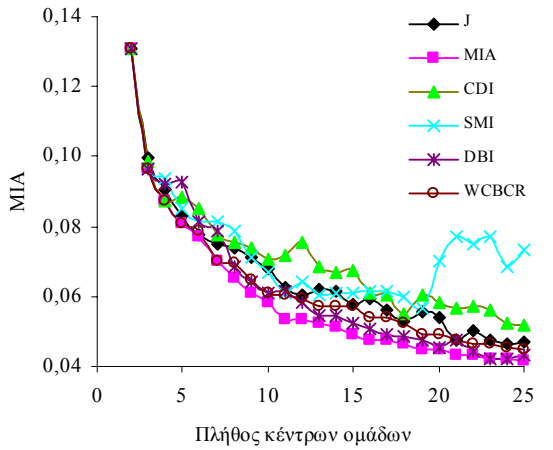


ζ. Πλήθος νεκρών κέντρων

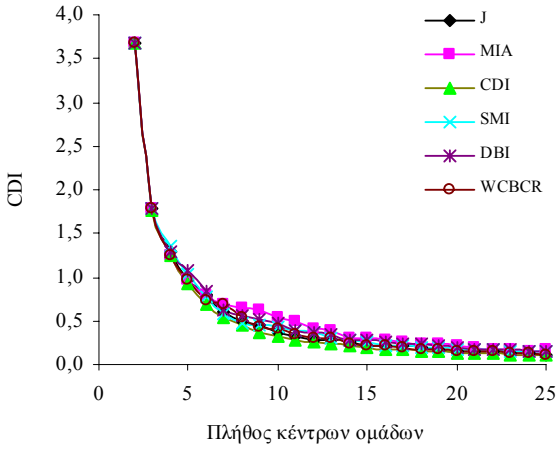
Σχήμα 2.4: Κριτήρια αξιολόγησης για τη μέθοδο κ-μέσων σεναρίου 1 με βελτιστοποίηση ως προς δείκτη *J*



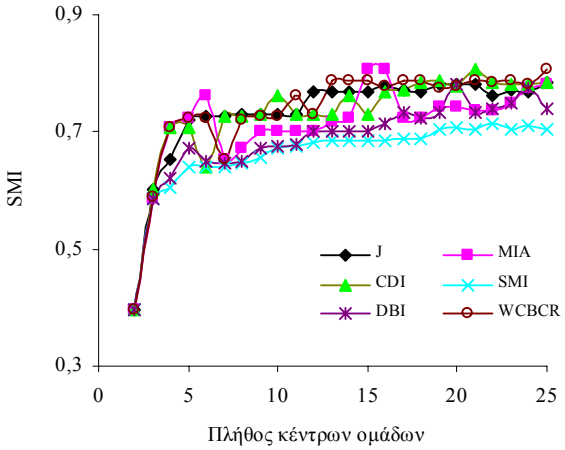
α. Δείκτης J



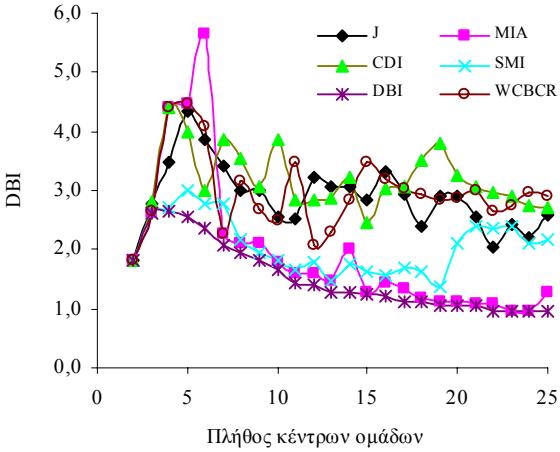
β. Δείκτης MIA



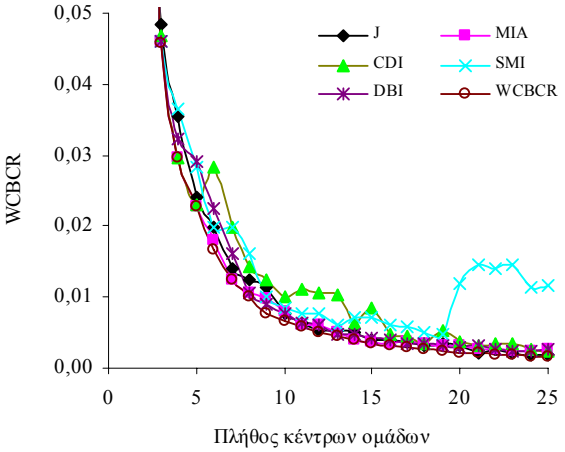
γ. Δείκτης CDI



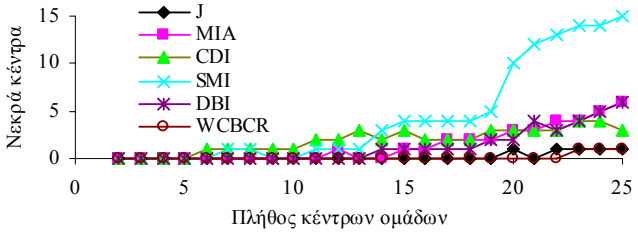
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Πλήθος νεκρών κέντρων

Σχήμα 2.5: Κριτήρια αξιολόγησης και νεκρά κέντρα για τη μέθοδο κ-μέσων σεναρίου 1 - σύγκριση αποτελεσμάτων από βελτιστοποίηση όλων των δεικτών

Στο σχήμα 2.5.α καταγράφεται συγκεντρωτικά η συμπεριφορά του δείκτη σφάλματος συνάρτησης *J* συναρτήσει του πλήθους των επιθυμητών ομάδων σε έξι διαφορετικές περιπτώσεις που αντιστοιχούν στη βελτιστοποίηση των δεικτών *J*, *MIA*, *CDI*, *SMI*, *DBI*, *WCBCR*. Παρατηρείται ότι η συνάρτηση σφάλματος έχει την ίδια συμπεριφορά κατά τη βελτιστοποίηση των δεικτών *J*, *CDI*, *WCBCR*. Αντίθετα οι υπόλοιποι δείκτες οδηγούν σε αρκετά υψηλότερες τιμές της συνάρτησης σφάλματος. Αντίστοιχα στο σχήμα 2.5.β μελετάται η συμπεριφορά του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA* από την οποία προκύπτει ότι ο δείκτης *MIA* έχει την ίδια συμπεριφορά κατά τη βελτιστοποίηση των δεικτών *MIA*, *DBI*, *WCBCR*. Στην περίπτωση του δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* και η συμπεριφορά από όλους τους δείκτες είναι πανομοιότυπη με μικρές διαφορές (σχήμα 2.5.γ). Αντίθετα στην περίπτωση του δείκτη του πίνακα ομοιότητας *SMI* (σχ. 2.5.δ) ο ομώνυμος δείκτης έχει την ίδια συμπεριφορά κατά τη βελτιστοποίηση των δεικτών *SMI*, *DBI*. Κατά τη μελέτη του δείκτη *Davies-Bouldin DBI* (σχήμα 2.5.ε) παρατηρούνται έντονες διακυμάνσεις κατά τη βελτιστοποίηση όλων των δεικτών πέρα του ομώνυμου. Τέλος η συμπεριφορά του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας στην οποία ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* είναι παρόμοια για όλους τους δείκτες πλην των *CDI*, *SMI* για τους οποίους υπάρχουν έντονες αυξομειώσεις (σχήμα 2.5.στ).

Ένα δεύτερο ποιοτικό κριτήριο της συμπεριφοράς της μεθόδου κ-μέσων με τη βελτιστοποίηση των δεικτών είναι η ύπαρξη ή μη νεκρών κέντρων. Από την αντίστοιχη μελέτη η βελτιστοποίηση με τους δείκτες *J* και *WCBCR* οδηγεί σε ένα το πολύ νεκρό κέντρο για πλήθος επιθυμητών κέντρων ομάδων 20 και 23 αντίστοιχα. Η βελτιστοποίηση των υπόλοιπων δεικτών καταλήγει σε χειρότερη συμπεριφορά, ιδιαίτερα των *CDI* και *SMI*. Ο μεν πρώτος απενεργοποιεί ένα νευρώνα από πλήθος κέντρων ομάδων 6, ενώ ο δε δεύτερος διαθέτει 10 νεκρά κέντρα για αντίστοιχο επιθυμητό πλήθος 20. Οι άλλοι δύο δείκτες (*MIA*, *DBI*) οδηγούν σε νεκρά κέντρα για τιμές μεγαλύτερες του 10, η οποία έχει ληφθεί ως μία αρχική τιμή ικανοποιητικού αριθμού τυπικών ημερών του καταναλωτή εντός του έτους.

Συνεπώς από τα προαναφερθέντα στοιχεία οι δείκτες, πάνω στους οποίους μπορεί να βασιστεί η αξιολόγηση ή και η βελτιστοποίηση των διαφόρων παραλλαγών της κ-μέσων, είναι οι *J*, *WCBCR* και *MIA*.

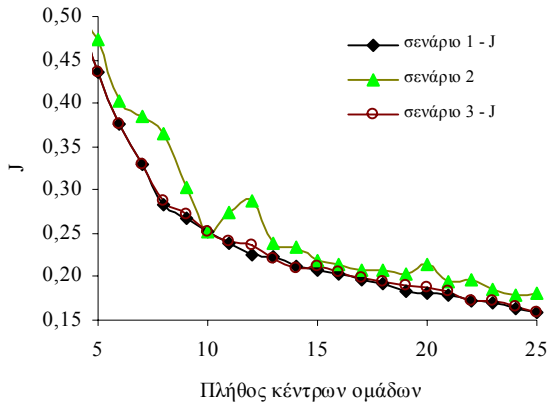
Στη συνέχεια πραγματοποιούνται τα άλλα δύο προαναφερθέντα σενάρια της κ-μέσων, ώστε να επιλεχθεί το καλύτερο συγκρίνοντας τους αντίστοιχους δείκτες. Συγκεκριμένα το δεύτερο σενάριο εκτελείται μία φορά ανά συγκεκριμένο πλήθος νευρώνων με την αρχικοποίηση μέσω της σχέσης (2.19), δίνοντας όμως τα χειρότερα αποτελέσματα ως προς όλα τα κριτήρια. Στο τρίτο σενάριο τοποθετούνται στα κέντρα ισάριθμα διανύσματα με τυχαία επιλογή από το αρχικό σύνολο, ενώ η εκπαίδευση γίνεται με σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων. Για κάθε συγκεκριμένο πλήθος επιθυμητών κέντρων ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται 100 φορές κρατώντας τις καλύτερες τιμές σε κάθε περίπτωση. Από τη σύγκριση των δεικτών προκύπτει ότι δίνει χειρότερα αποτελέσματα από το σενάριο 1, εκτός από το πλήθος των νεκρών κέντρων, όπου λόγω της μορφής της αρχικοποίησης είναι πάντα μηδέν, και το δείκτη WCBCR, όπου δεν υπερισχύει κάποια από τα δύο σενάρια 1 και 3.

Αν συγκριθούν τα προαναφερθέντα σενάρια ως προς τις υπολογιστικές χρονικές απαιτήσεις τους, τότε προκύπτει ότι το πρώτο υστερεί έναντι των άλλων δύο, καθώς ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος των σεναρίων 1 ως 3 για πλήθος νευρώνων από 2 ως 25 είναι αντίστοιχα 122, 0,5, 11 λεπτά για H/Y Pentium 4, 1,7GHz, 256 MB. Παρά τη μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος από πλευράς της μεθόδου της κ-μέσων προτείνεται η χρήση του $1^{ου}$ σεναρίου, όπου τα κέντρα αρχικοποιούνται με χρήση της σχέσης (2.18) επιλέγοντας το ζεύγος (a,b) που δίνει τη βέλτιστη τιμή του εκάστοτε δείκτη.

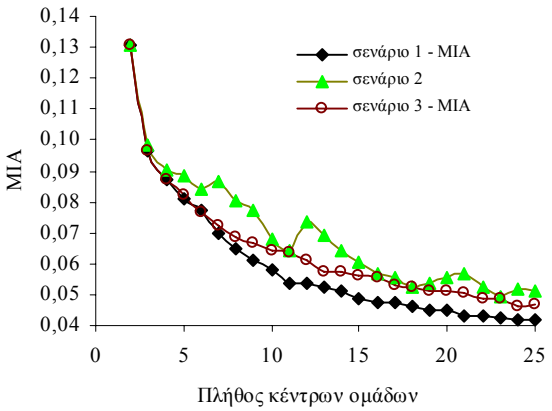
Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι ομάδες και οι αντίστοιχες τυπικές καμπύλες, που προέκυψαν από την εφαρμογή της μεθόδου των κ-μέσων για την περίπτωση 10 επιθυμητών κέντρων με εναλλακτική βελτιστοποίηση ως προς τους τρεις προτεινόμενους δείκτες: *J*, *WCBCR* και *MIA*.

Στην περίπτωση της βελτιστοποίησης της συνάρτησης σφάλματος *J* σχηματίζονται 10 ομάδες. Αυτές οι ομάδες κατανέμονται ανάλογα με το είδος των ημερών της εβδομάδας, σύμφωνα με τον πίνακα 2.1, ενώ στο σχήμα 2.7 καταγράφονται αναλυτικά οι χρονολογικές τυπικές καμπύλες των ομάδων.

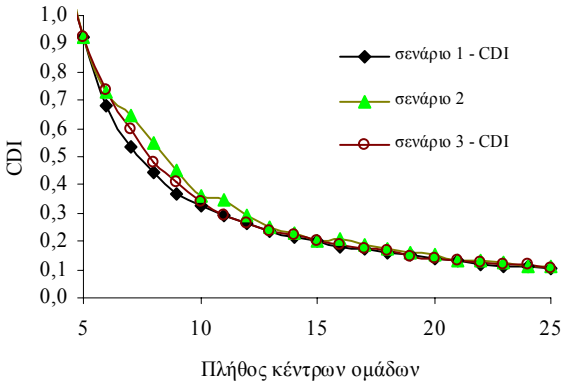
Λαμβάνοντας υπόψη τις αντίστοιχες ημερομηνίες στις οποίες παρατηρούνται οι εκάστοτε ομάδες προκύπτουν τα ακόλουθα συμπεράσματα: Η *ομάδα 1* περιλαμβάνει 27 ημέρες ομοιόμορφα κατανεμημένες ως προς το είδος τους, δηλαδή εμφανίζονται όλες οι ημέρες της εβδομάδας με την ίδια συχνότητα και περιέχει ημέρες διακοπών (του Πάσχα και του καλοκαιριού). Το μέγιστο φορτίο είναι της τάξης των 400 kW, που αποτελεί περίπου το 4% της αιχμής. Η μονάδα λειτουργεί μόνο μία βάρδια, από τις 08:00 το πρωί μέχρι τις 18:00 περίπου το απόγευμα.



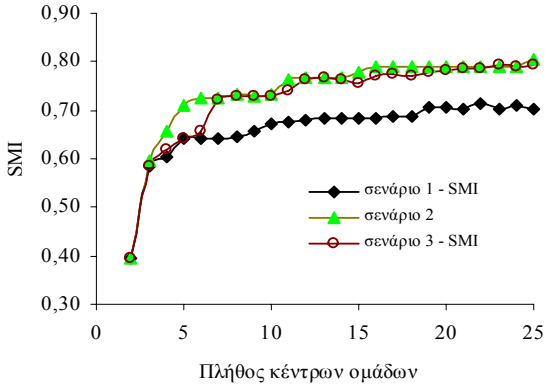
α. Δείκτης J



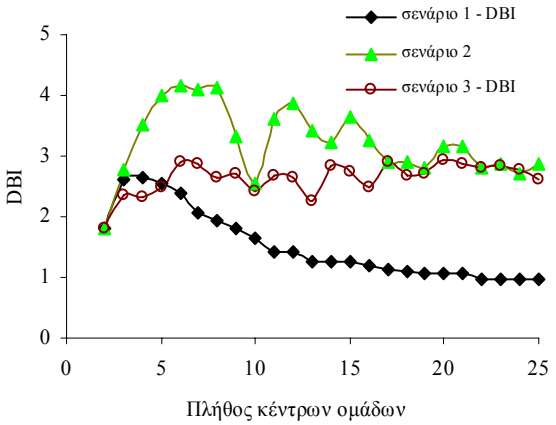
β. Δείκτης MIA



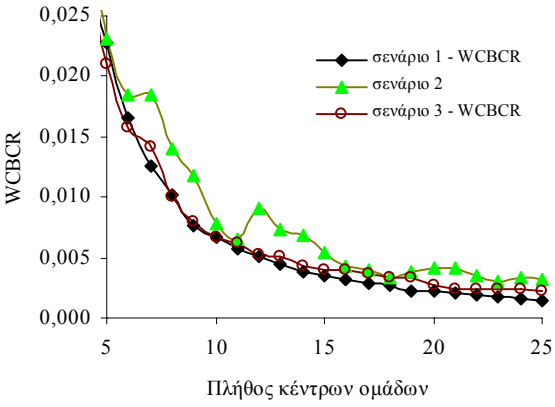
γ. Δείκτης CDI



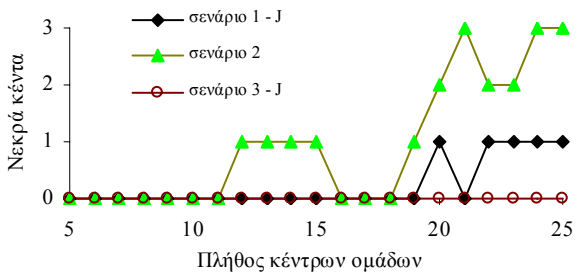
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Πλήθος νεκρών κέντρων

Σχήμα 2.6: Κριτήρια αξιολόγησης για τα τρία βασικά σενάρια της μεθόδου των κ-μέσων

Πίνακας 2.1: Κατανομή ημερών βιομηχανικού πελάτη μέσης τάσης με χρήση της μεθόδου κ-μέσων (σεναρίου 1 και κριτήριο βελτιστοποίησης *J*) με πλήθος επιθυμητών κέντρων 10

		Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
		1	2	3	4	5	6	7	
Ομάδα Φορτίου	1	4	4	4	4	3	4	4	27
	2	1	0	0	0	2	0	1	4
	3	1	0	0	0	0	1	0	2
	4	0	2	1	0	0	0	0	3
	5	4	3	4	4	3	2	2	22
	6	6	3	2	3	3	1	0	18
	7	2	1	1	1	2	2	1	10
	8	0	1	2	3	1	1	1	9
	9	9	10	15	10	11	11	13	79
	10	14	17	12	17	16	21	21	118
		Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							292

Η *ομάδα 2* περιλαμβάνει 4 ημέρες, κατά τις οποίες πραγματοποιείται η εκκίνηση των δραστηριοτήτων της μονάδας, αφού αρχικά τα ζητούμενα φορτία είναι εξαιρετικά χαμηλά, της τάξεως των 500 kW. Στη συνέχεια όμως, κατά τις 16:00, που πραγματοποιείται η αλλαγή βάρδιας, η ζήτηση ισχύος αυξάνει με γρήγορους ρυθμούς, με αποτέλεσμα προς το τέλος της ημέρας να βρίσκεται περίπου στα 5000 kW. Από τη μελέτη του αντίστοιχου ημερολογίου οι αντίστοιχες μέρες έπονται είτε περιόδων διακοπών, είτε ημερών βλαβών στη μονάδα. Η *ομάδα 3* περιλαμβάνει 2 ημέρες κατά τις οποίες σταματά η κύρια παραγωγική δραστηριότητα της μονάδας κατά τις ώρες λήξης της νυχτερινής βάρδιας. Αντίστοιχα η *ομάδα 4* περιλαμβάνει 3 μέρες κατά τις οποίες πραγματοποιείται εκκίνηση της παραγωγικής δραστηριότητας έπειτα από πιθανολογούμενη βλάβη στη μονάδα, καθώς την ίδια ή την προηγούμενη μέρα υπάρχει απότομη μείωση του φορτίου.

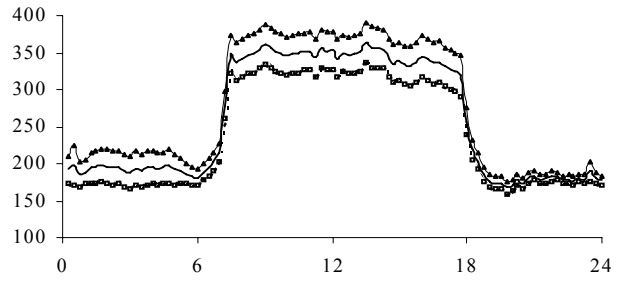
Η *ομάδα 5* διαθέτει 22 εργάσιμες μέρες, οι οποίες αφορούν περιόδους μέτριας παραγωγικής δραστηριότητας, που εντοπίζονται πριν ή μετά τη λήξη της περιόδου των διακοπών. Η *ομάδα 6* παρουσιάζει μείωση της ζήτησης ισχύος κατά 3000 kW κατά την πρωινή βάρδια. Στην *ομάδα 7* πραγματοποιείται η μετάβαση από το μέσο επίπεδο ζήτησης στο υψηλό κατά την απογευματινή βάρδια που πραγματοποιείται μετά από ημέρες ομάδας τύπου 5. Στην *ομάδα 8* η ζήτηση ισχύος μειώνεται από υψηλό σε μέσο επίπεδο κατά την απογευματινή βάρδια.

Οι *ομάδες 9* και *10* αντιστοιχούν σε ημέρες κανονικής λειτουργίας της βιομηχανίας με μέσο επίπεδο ζήτησης 7600 και 8300 kW, χωρίς να υπάρχει κάποιο ιδιαίτερο χαρακτηριστικό στις αντίστοιχες ημέρες είτε ημερολογιακά, είτε θερμοκρασιακά. Εκείνο που παρουσιάζει ενδιαφέρον είναι η διακύμανση του φορτίου ανά βάρδια στις 6.00, στις 14.00 και στις 22.00, ενώ η αντίστοιχη τυπική απόκλιση σε όλη τη διάρκεια του εικοσιτετραώρου λαμβάνει αρκετά μικρές τιμές μεταξύ 30 και 100 kW.

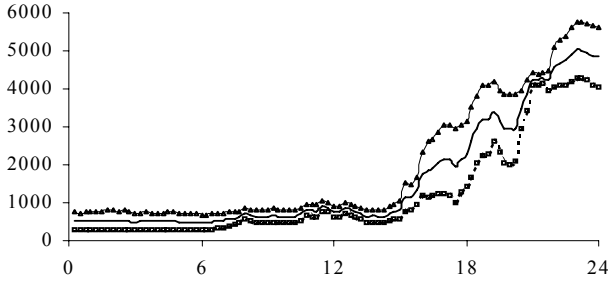
Από τα παραπάνω προκύπτει ότι ο συγκεκριμένος πελάτης δεν διαφοροποιεί τη συμπεριφορά του μεταξύ των ημερών της εβδομάδας, χαρακτηρίζεται κατά κύριο λόγο από ημέρες τύπου 9 και 10, όπου η ζήτηση ισχύος του βρίσκεται σε υψηλά επίπεδα. Ομοίως στην περίοδο των διακοπών η ηλεκτρική του συμπεριφορά έχει συγκεκριμένη μορφή (ομάδα τύπου 1), ενώ σε περιόδους πριν ή μετά από διακοπές ή μετά από βλάβες περιγράφεται από τις άλλες τυπικές ημέρες.

Στην περίπτωση της βελτιστοποίησης του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας στην οποία ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* σχηματίζονται 10 ομάδες. Οι τελευταίες κατανέμονται ανάλογα με το είδος των ημερών της εβδομάδας, σύμφωνα με τον πίνακα 2.2.

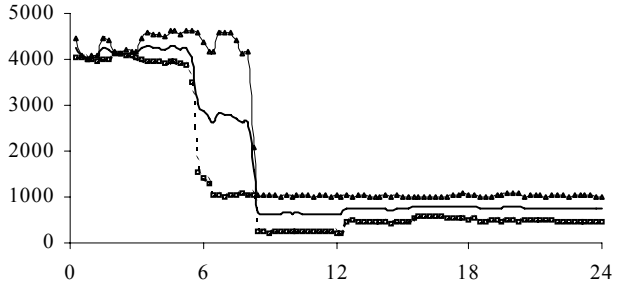
Με βάση το σχήμα των ανηγμένων χρονολογικών τυπικών καμπυλών των ομάδων (σχήμα 2.8), τον πίνακα 2.2 και τις αντίστοιχες ημερομηνίες εμφάνισης των εκάστοτε ομάδων προκύπτει ότι η βασική συμπεριφορά και με τους δύο δείκτες είναι ίδια με τις εξής διαφοροποιήσεις: Η ομάδα 4 που προέκυψε από τη βελτιστοποίηση του δείκτη *J* διασπάται στις παρούσες 4 και 5, ενώ η αρχική ομάδα 8 απορροφάται από τις παρούσες 6 και 9. Επί της ουσίας για τις πολυπληθέστερες ομάδες δεν υπάρχει πρακτική διαφοροποίηση είτε ως προς τη μορφή τους, είτε ως προς τις τιμές τους. Η βασική διαφορά των δύο δεικτών είναι ότι ο λόγος *WCBCR* περιέχει έναντι της συνάρτησης σφάλματος *J* και τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων.



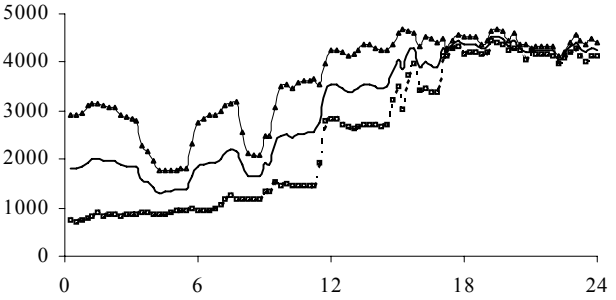
Ομάδα 1



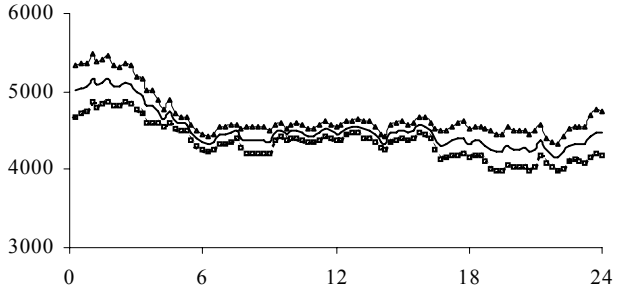
Ομάδα 2



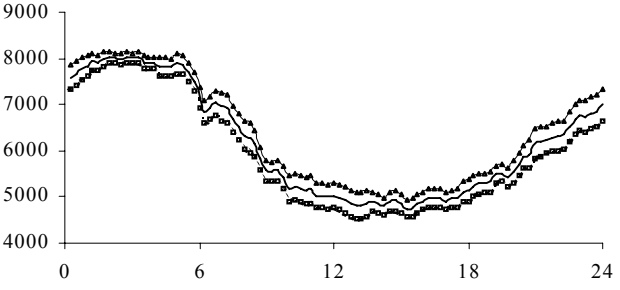
Ομάδα 3



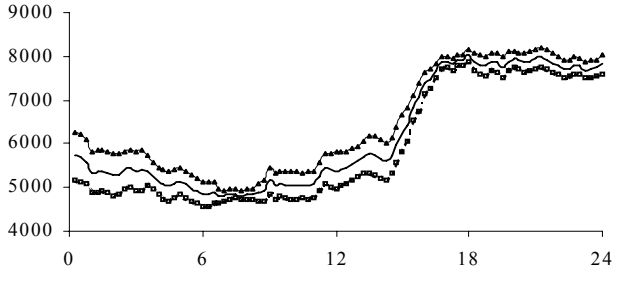
Ομάδα 4



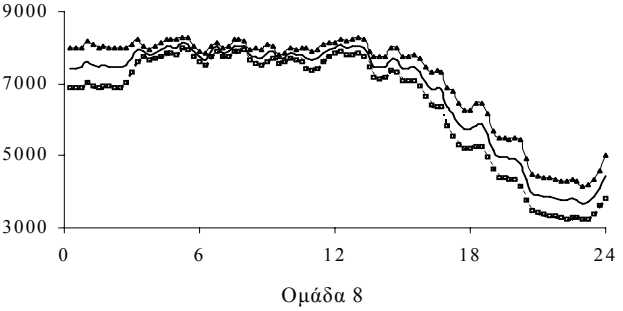
Ομάδα 5



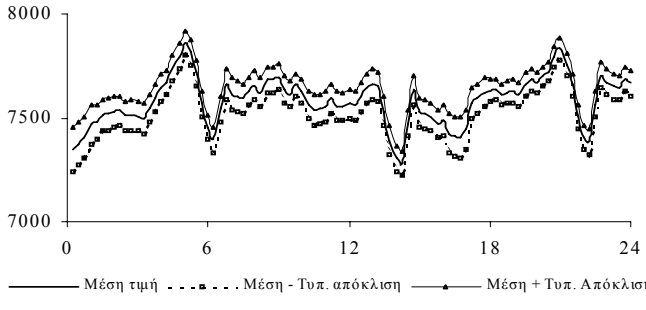
Ομάδα 6



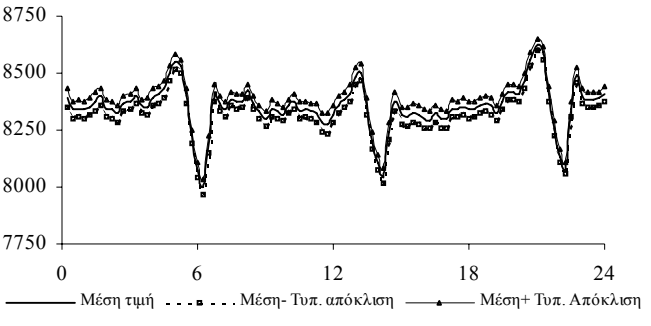
Ομάδα 7



Ομάδα 8



Ομάδα 9



Ομάδα 10

Σχήμα 2.7: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες βιομηχανικού καταναλωτή μέσης τάσης με τη μέθοδο των κ-μέσων με βελτιστοποίηση ως προς τη συνάρτηση σφάλματος *J* για πλήθος 10 ομάδων, όπου κατά *x* ενεργός ισχύς σε kW, κατά *y* χρόνος σε ώρες

Πίνακας 2.2: Κατανομή ημερών βιομηχανικού πελάτη μέσης τάσης με χρήση της μεθόδου κ-μέσων (σεναρίου 1 και κριτήριο βελτιστοποίησης *WCBCR*) με πλήθος επιθυμητών κέντρων 10

		Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
		1	2	3	4	5	6	7	
Ομάδα Φορτίου	1	4	4	4	4	3	4	4	27
	2	1	0	0	0	2	0	1	4
	3	1	0	0	0	0	1	0	2
	4	0	1	1	0	0	0	0	2
	5	0	1	0	0	0	0	0	1
	6	4	2	4	4	3	2	2	21
	7	6	4	3	4	4	2	0	23
	8	2	1	1	1	2	2	1	10
	9	9	11	16	11	11	11	13	82
	10	14	17	12	18	16	21	22	120
		Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							292

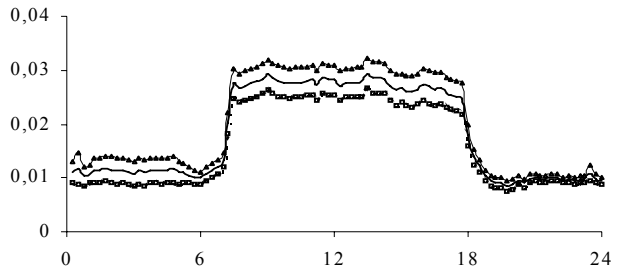
Στην περίπτωση της βελτιστοποίησης του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA* σχηματίζοντας 10 ομάδες. παρουσιάζονται στο σχήμα 2.9 οι αντίστοιχες ανηγμένες χρονολογικές καμπύλες, ενώ στον πίνακα 2.3 καταγράφεται η κατανομή τους ανάλογα με το είδος των ημερών της εβδομάδας.

Πίνακας 2.3: Κατανομή ημερών βιομηχανικού πελάτη μέσης τάσης με χρήση της μεθόδου κ-μέσων (σεναρίου 1 και κριτήριο βελτιστοποίησης *MIA*) με πλήθος επιθυμητών κέντρων 10

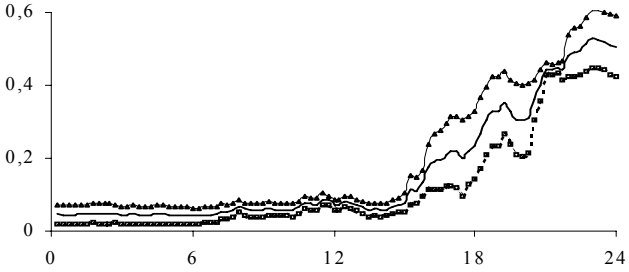
		Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
		1	2	3	4	5	6	7	
Ομάδα Φορτίου	1	4	4	4	4	3	4	4	27
	2	1	0	0	0	0	1	0	2
	3	1	0	0	0	2	0	1	4
	4	0	0	1	0	0	0	0	1
	5	0	1	0	0	0	0	0	1
	6	0	1	0	0	0	0	0	1
	7	0	0	1	1	0	0	0	2
	8	4	3	3	3	3	2	2	20
	9	8	5	6	7	6	4	2	38
	10	23	27	26	27	27	32	34	196
		Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							292

Το χαρακτηριστικό της χρήσης του δείκτη *MIA* είναι ότι απομονώνει ημέρες με ιδιαίτερα χαρακτηριστικά οδηγώντας στη διάσπαση της ομάδας 4 που προέκυψε από τη βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *J* σε τρεις ομάδες (4 ως 6). Παράλληλα ενοποιεί τις δύο ομάδες υψηλού φορτίου 9 και 10 σε μία νέα (10), που είναι παρόμοιας μορφής. Το τελευταίο έχει όμως ως συνέπεια οι εργάσιμες μέρες πλήρους λειτουργίας της μονάδας να περιγράφονται από μία τυπική ημέρα.

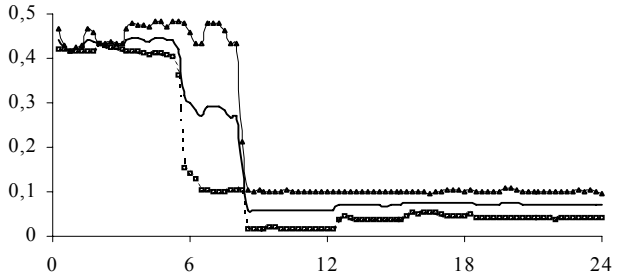
Η βασική διαφορά του δείκτη της συνάρτηση σφάλματος *J* από το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* είναι ότι ο πρώτος δίνει το ίδιο βάρος στα σφάλματα των αποστάσεων των κέντρων των ομάδων από τα μέλη τους, ενώ στο δεύτερο λαμβάνονται με τα ίδια βάρη τα αθροίσματα των σφαλμάτων του κέντρου κάθε ομάδας από τα μέλη της. Η τελική επιλογή του καταλληλότερου δείκτη βαρύνει το μελετητή ανάλογα με το τι θέλει να περιγράψει. Σε κάθε περίπτωση όμως πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι τα κυριότερα μειονεκτήματα των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων βρίσκονται στην αδυναμία εύρεσης ικανοποιητικής εξήγησης για την τοποθέτηση των προτύπων στις ομάδες και στη μη ύπαρξη ενός και μόνου κριτηρίου αξιολόγησης.



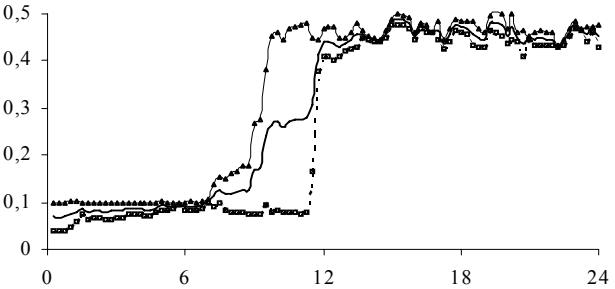
Ομάδα 1



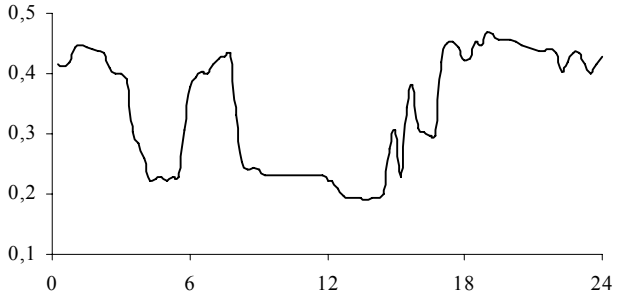
Ομάδα 2



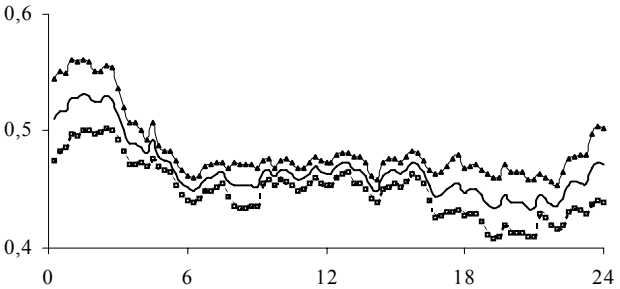
Ομάδα 3



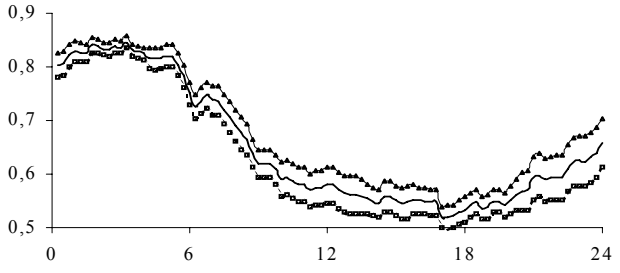
Ομάδα 4



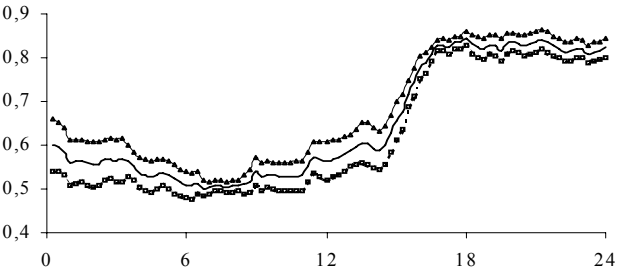
Ομάδα 5 (μόνο μία μέρα)



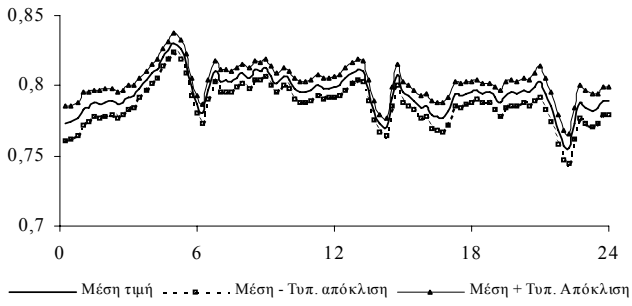
Ομάδα 6



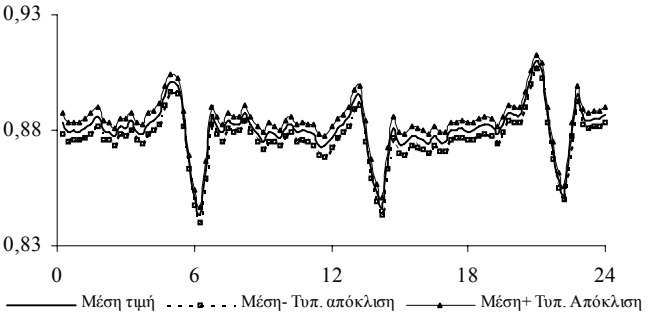
Ομάδα 7



Ομάδα 8

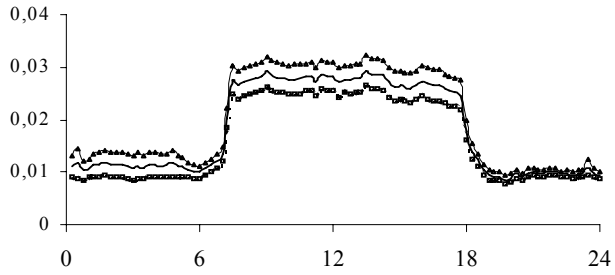


Ομάδα 9

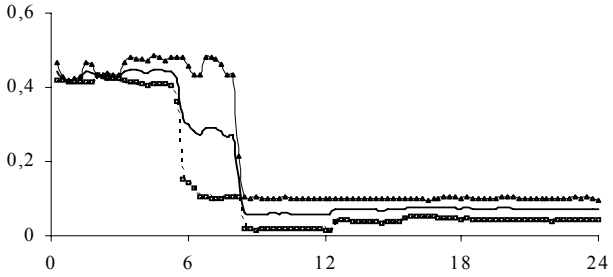


Ομάδα 10

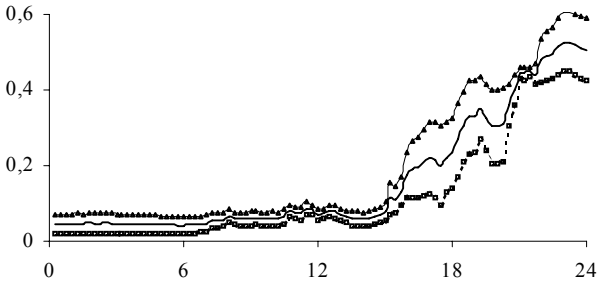
Σχήμα 2.8: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες βιομηχανικού καταναλωτή μέσης τάσης με τη μέθοδο των κ-μέσων με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *WCBCR* για πλήθος 10 ομάδων, όπου κατά *x* η ανηγμένη ενεργός ισχύς μεταξύ 0 (min→ 88,00 kW) και 1 (max→ 9468,80 kW), κατά *y* ο χρόνος σε ώρες



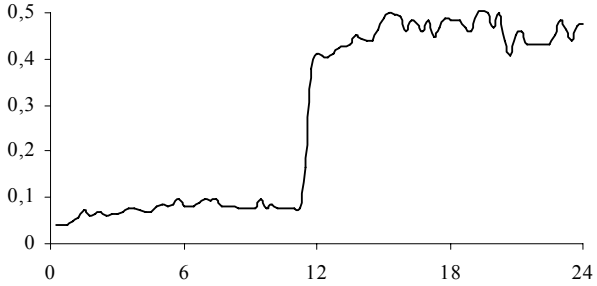
Ομάδα 1



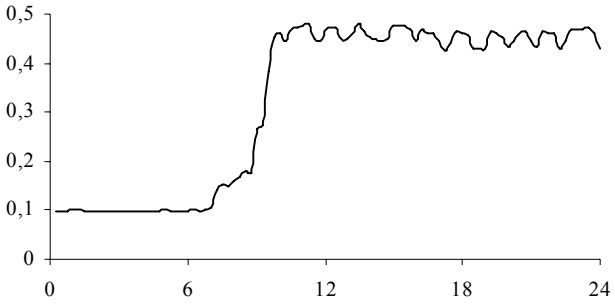
Ομάδα 2



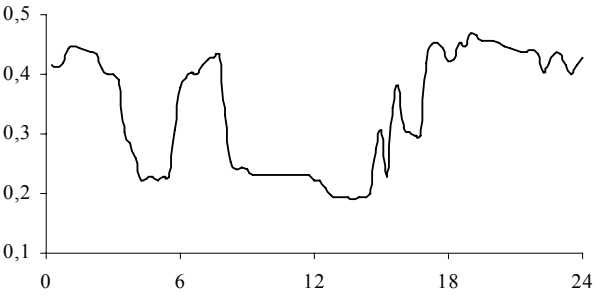
Ομάδα 3



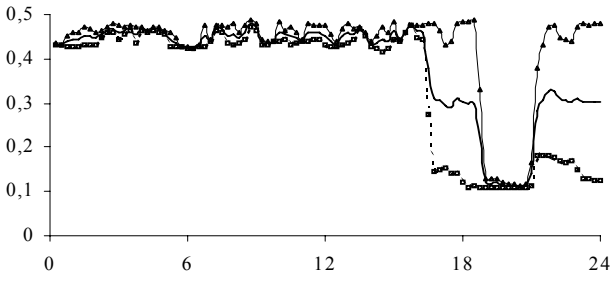
Ομάδα 4 (μόνο μία μέρα)



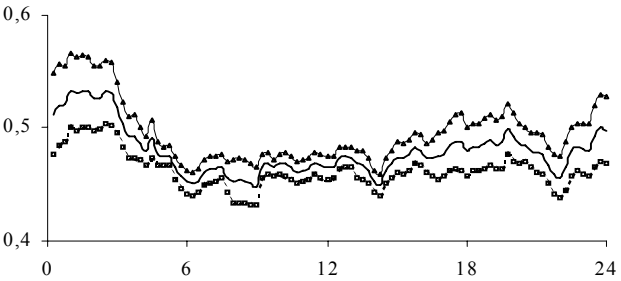
Ομάδα 5 (μόνο μία μέρα)



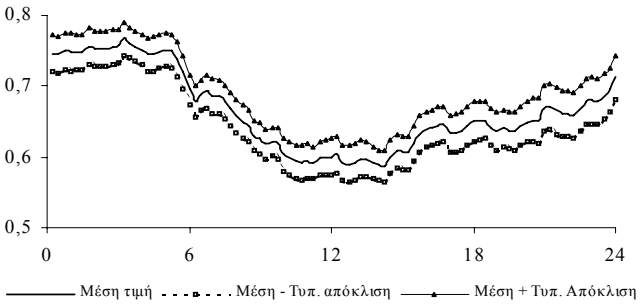
Ομάδα 6(μόνο μία μέρα)



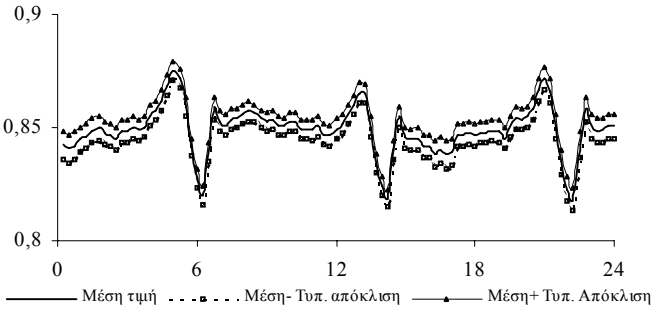
Ομάδα 7



Ομάδα 8



Ομάδα 9



Ομάδα 10

Σχήμα 2.9: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες βιομηχανικού καταναλωτή μέσης τάσης με τη μέθοδο των κ-μέσων με βελτιστοποίηση ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* για πλήθος 10 ομάδων, όπου κατά *x* η ανηγμένη ενεργός ισχύς μεταξύ 0 (min→ 88,00 kW) και 1 (max→ 9468,80 kW), κατά *y* ο χρόνος σε ώρες

2.7.1.2. Εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή LVQ είναι ουσιαστικά μία επέκταση της μεθόδου των κ-μέσων. Στην παρούσα περίπτωση χρησιμοποιείται ο αντίστοιχος αλγόριθμος της ομαδοποίησης με σειριακή ή τυχαία παρουσίαση των διανυσμάτων εισόδου, με χρήση ή μη τιμής πόλωσης. Προτού πραγματοποιηθεί η αντίστοιχη σύγκριση των τεσσάρων παραλλαγών είναι απαραίτητο να αναλυθεί ο τρόπος σύγκλισης αυτού του αλγορίθμου.

Κατά τη μελέτη του απλού αλγορίθμου LVQ με σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων εισόδου και με μη χρήση τιμής πόλωσης οι παράμετροι που πρέπει να προσδιοριστούν αφορούν το ρυθμό μάθησης, οι οποίες είναι: η αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους η_0, η αντίστοιχη χρονική παράμετρος T και ο ελάχιστος σταθερός όρος η_s. Για κάθε συγκεκριμένο πλήθος νευρώνων - επιθυμητών ομάδων εκτελείται ο βασικός αλγόριθμος εκπαίδευσης μεταβάλλοντας την αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους η_0 εντός του συνόλου {0,05, 0,1, ..., 0,9} και της αντίστοιχης χρονικής παραμέτρου T εντός {500, 1000, ..., 5000} προς προσδιορισμό του βέλτιστου ζεύγους (η_0, T). Παρατηρείται γενικά ότι κάθε δείκτης αξιολόγησης λαμβάνει την καλύτερη τιμή του για διαφορετικό νευρωνικό δίκτυο. Ενδεικτικά στην περίπτωση των 10 νευρώνων (σχήμα 2.10) προκύπτει ότι ο δείκτης *J* παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματά του στην περιοχή υψηλών αρχικών τιμών του ρυθμού εκπαίδευσης (άνω 0,45) και στην περιοχή χαμηλών τιμών της αντίστοιχης χρονικής παραμέτρου. Περίπου ίδια συμπεριφορά παρουσιάζει και ο δείκτης *SMI*, ενώ στην περίπτωση των *CDI* και *WCBCR* λαμβάνονται οι καλύτερες τιμές για υψηλές αρχικές τιμές και μικρές χρονικές περιόδους. Στην περίπτωση του δείκτη *MIA* υπάρχει απότομη βελτίωση των αποτελεσμάτων για τις αρχικές τιμές ρυθμού εκπαίδευσης 0.85 και 0.90, ενώ ο δείκτης *DBI* παρουσιάζει τις μικρότερες τιμές για αρχικές τιμές από 0.5 και κάτω, σε αντίθεση με όλους τους υπόλοιπους. Για άλλα πλήθη νευρώνων δεν προκύπτουν τα ίδια ζεύγη για βέλτιστες τιμές των δεικτών αξιολόγησης. Όμως οι ευρύτερες περιοχές τιμών παραμένουν περίπου ίδιες, όπως φαίνεται ενδεικτικά στην περίπτωση των 8 και των 15 νευρώνων για το δείκτη *J*. Ειδικά όσο μεγαλώνει ο αριθμός των νευρώνων, τόσο σταθεροποιείται η συμπεριφορά τους, όπως φαίνεται στην περίπτωση των 15 νευρώνων (σχήμα 2.11).

Όσον αφορά τον ελάχιστο σταθερό όρο του ρυθμού εκπαίδευσης η επίδρασή του δεν είναι ουσιαστική, απλώς η μικρή μη μηδενική του τιμή βοηθά στη συνέχιση της σύγκλισης και για μεγάλο αριθμό εποχών. Οι αντίστοιχες κατάλληλες τιμές αυτής της παραμέτρου είναι μεταξύ του 10^{-4} και 10^{-6}. Όποια τιμή και να επιλεχθεί εντός του προαναφερθέντος διαστήματος επηρεάζει το τέταρτο σημαντικό ψηφίο του εκάστοτε δείκτη αξιολόγησης. Κατά την αύξηση από 10^{-4} σε 10^{-6} οι αντίστοιχες τιμές βελτιώνονται για τους δείκτες *J*, *CDI*, *SMI*, *WCBCR* και χειροτερεύει για το δείκτη *MIA*. Για το δείκτη *DBI* δεν προκύπτει ασφαλές συμπέρασμα ως προς τη συμπεριφορά του, καθώς οι αντίστοιχες διακυμάνσεις είναι έντονες.

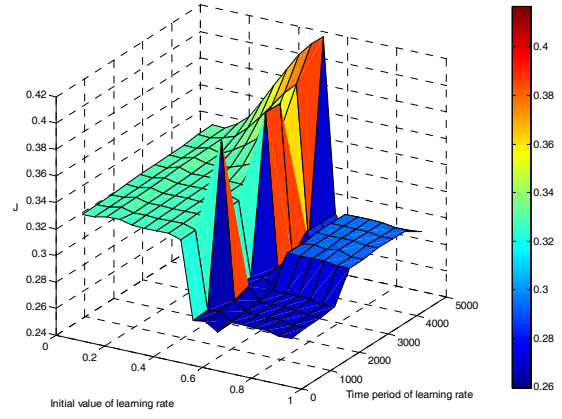
Στην περίπτωση τυχαίας παρουσίασης των διανυσμάτων ανά εποχή, προκύπτει ότι υπάρχει μία συστηματική βελτίωση των αποτελεσμάτων ως προς όλους τους δείκτες, με δύο βασικά μειονεκτήματα: την υπολογιστική επιβράδυνση του αλγορίθμου κατά 10% και κυρίως την πιο ασταθή μορφή του στις περιοχές σύγκλισης. Ενδεικτικά παρουσιάζονται στο σχήμα 2.12 οι γραφικές παραστάσεις των δεικτών *J* και *WCBCR* για το δίκτυο 10 νευρώνων, για τους οποίους υπάρχει βελτίωση στις τελικές τους τιμές από 0,259 σε 0,250 και από 0,0083 σε 0,0068 αντίστοιχα. Σημειώνεται όμως ότι οι διακυμάνσεις των δεικτών, όπως στην περίπτωση του *WCBCR*, είναι πολύ πιο απότομες σε σχέση με τη σειριακή παρουσίαση των διανυσμάτων.

Αν προστεθεί η πόλωση και μελετηθεί για τιμές από 10^{-3} ως 10 (είτε στην περίπτωση της σειριακής, είτε της τυχαίας παρουσίασης), προκύπτει ότι βελτιώνει τα αποτελέσματα ελάχιστα πέρα από το τέταρτο σημαντικό ψηφίο για όλους τους δείκτες αξιολόγησης, εκτός του δείκτη *J*, για τον οποίο δεν υπάρχει σε καμία περίπτωση βελτίωση των αποτελεσμάτων του. Το κέρδος της πόλωσης είναι ελάχιστο και λαμβάνοντας υπόψη τον υπολογιστικό χρόνο βελτιστοποίησής της (που επιβαρύνει την απόδοση του όλου συστήματος τουλάχιστον κατά 1,5 φορά), προτείνεται η μη χρησιμοποίησή της. Άλλωστε οι σχηματιζόμενες ομάδες τυπικών ημερών και οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές καμπύλες δεν μεταβάλλονται ουσιαστικά.

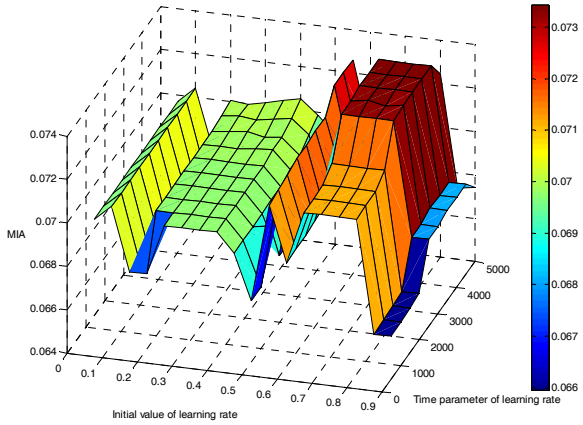
Σημειώνεται ότι ο μέγιστος αριθμός των εποχών έχει ρυθμιστεί σε όλες τις περιπτώσεις ίσος με 10000, το κριτήριο της μεταβολής των διανυσμάτων βαρών μεταξύ διαδοχικών εποχών είναι ίσο με 10^{-4} και το κριτήριο της μεταβολής της συνάρτησης σφάλματος μεταξύ διαδοχικών εποχών είναι ίσο με 10^{-4}. Στις περισσότερες περιπτώσεις ο αλγόριθμος συγκλίνει μετά από μερικές εκατοντάδες εποχών μετά τη χρονική παράμετρο *T*.

Από τη σύγκριση των δύο βασικών σεναρίων εκτέλεσης του διανυσματικού εκπαιδευόμενου κβαντιστή, δηλαδή της τυχαίας και της σειριακής παρουσίασης άνευ πόλωσης, προκύπτει μία μικρή συστηματική υπεροχή του δεύτερου για πλήθος νευρώνων μεγαλύτερο του 5. Αυτή η συμπεριφορά παρατηρείται με όλα τα κριτήρια αξιολόγησης. Ενδεικτικά παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τους δείκτες *J* και *WCBCR*.

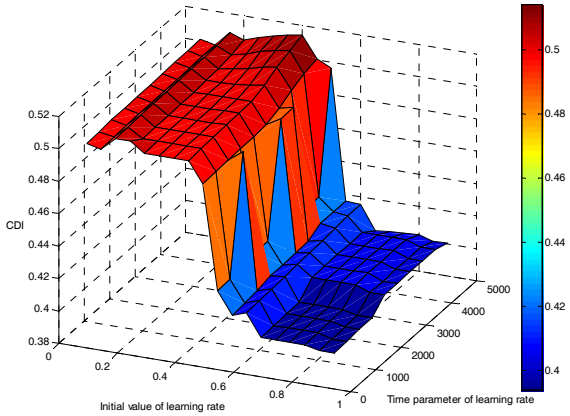
Λόγω της μικρής υπολογιστικής επιβάρυνσης της δεύτερης παραλλαγής έναντι της πρώτης προτείνεται η χρήση του αλγορίθμου άνευ πόλωσης με τυχαία παρουσίαση των διανυσμάτων εισόδου. Σημειώνεται ότι αντίστοιχος χρόνος που απαιτείται για την ορθή ρύθμιση του νευρωνικού δικτύου είναι πολύ μεγάλος λόγω του αριθμού δοκιμών για τις παραμέτρους η_0 και T απαιτώντας 1 ώρα για πλήθος νευρώνων ίσο με 10 σε H/Y Pentium 4, 1,7GHz, 256 MB.



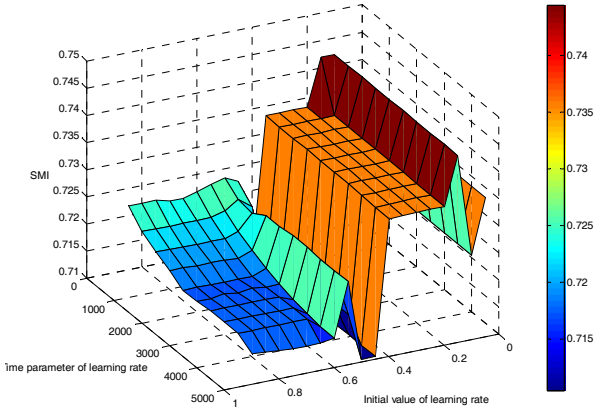
α. Δείκτης J



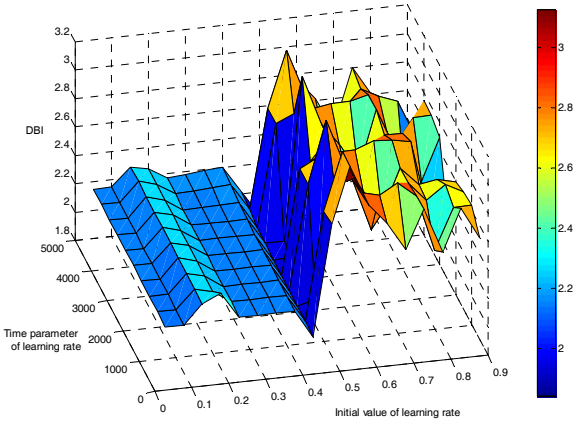
β. Δείκτης MIA



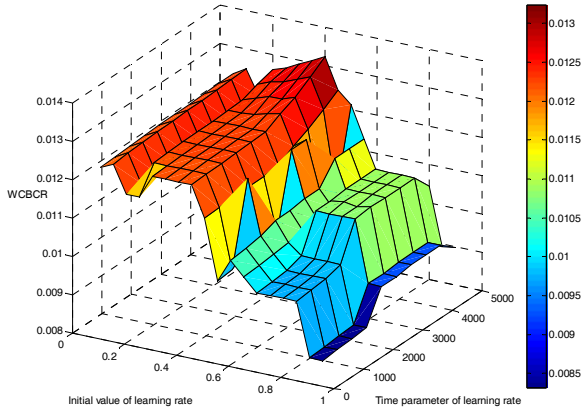
γ. Δείκτης CDI



δ. Δείκτης SMI

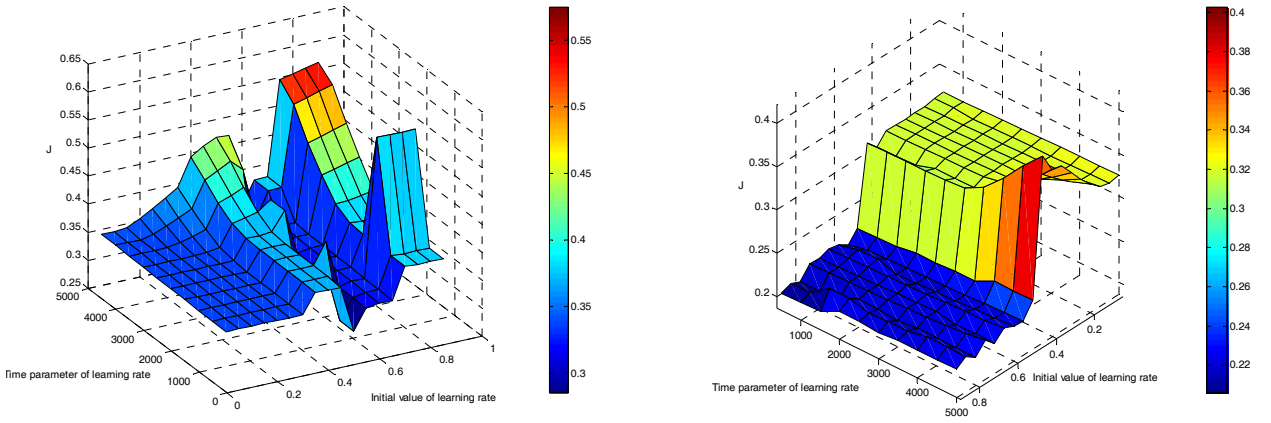


ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR

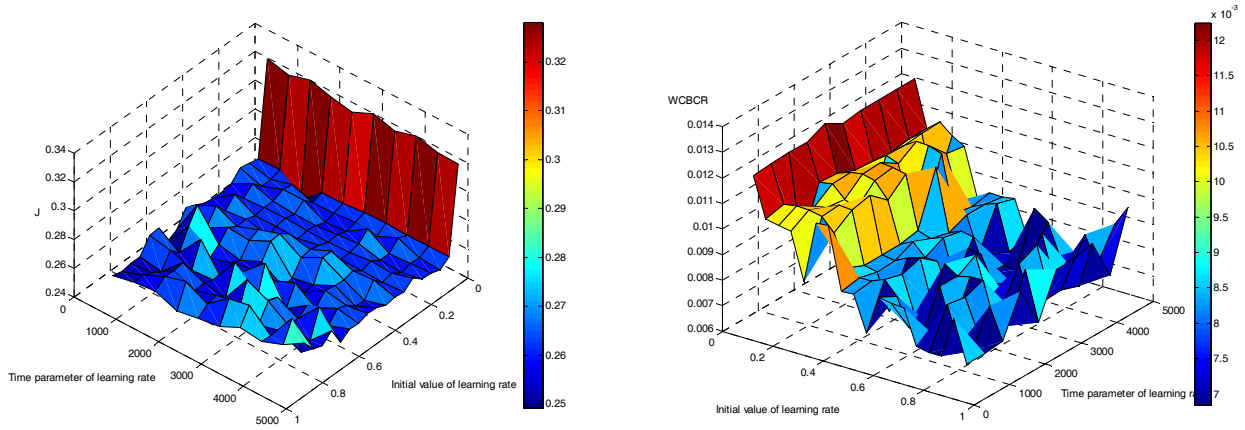
Σχήμα 2.10: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δεικτών αξιολόγησης ως προς την αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους ρυθμού εκπαίδευσης η_0={0,05, 0,1,..., 0,9} και της χρονικής παραμέτρου T={500, 1000, ..., 5000} για την περίπτωση του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή 10 νευρώνων άνευ πόλωσης



α. Δείκτης J –8 νευρώνες

β. Δείκτης J –15 νευρώνες

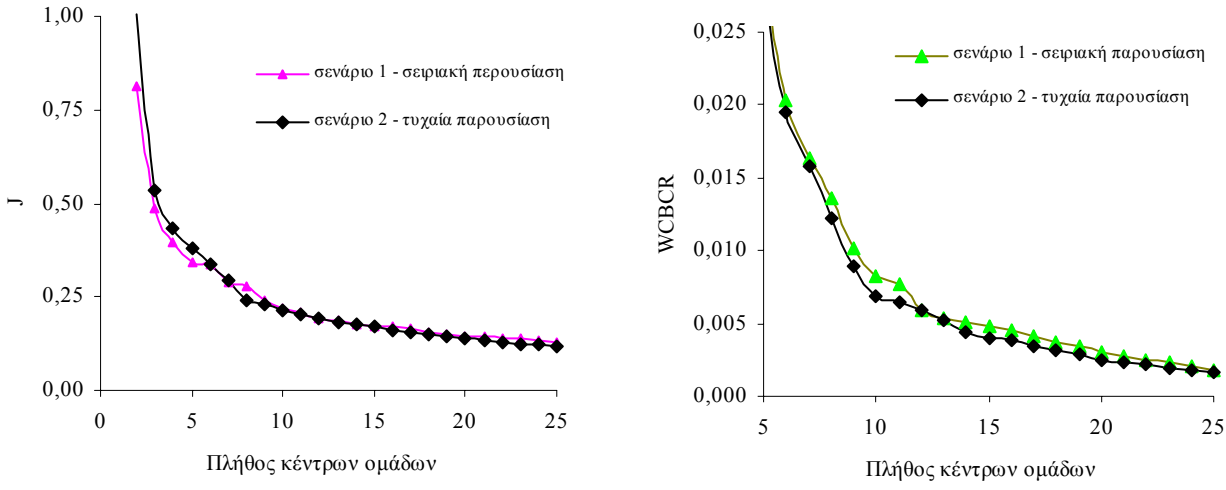
Σχήμα 2.11: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δείκτη αξιολόγησης *J* ως προς την αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους ρυθμού εκπαίδευσης η_0={0,05, 0,1,..., 0,9} και της χρονικής παραμέτρου *T*={500, 1000, ..., 5000} για τις περιπτώσεις του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή 8 και 15 νευρώνων άνευ πόλωσης



α. Δείκτης J

β. Δείκτης WCBCR

Σχήμα 2.12: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δεικτών αξιολόγησης *J* και *WCBCR* ως προς την αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους ρυθμού εκπαίδευσης η_0={0,05, 0,1,..., 0,9} και της χρονικής παραμέτρου *T*={500, 1000, ...,5000} για την περίπτωση του LVQ 10 νευρώνων άνευ πόλωσης και τυχαίας παρουσίασης διανυσμάτων



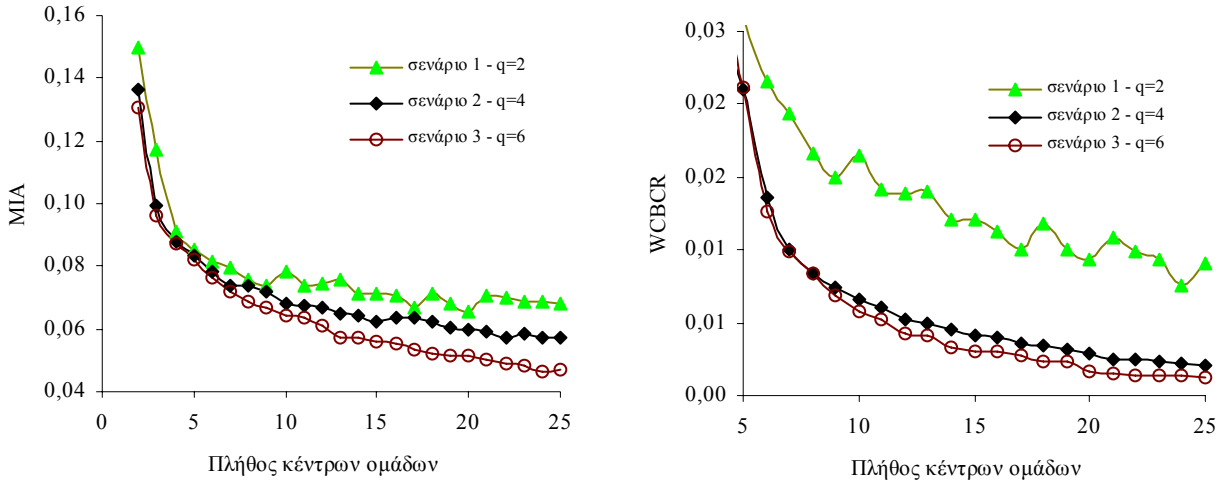
α. Δείκτης J

β. Δείκτης WCBCR

Σχήμα 2.13: Κριτήρια αξιολόγησης *J* και *WCBCR* για σειριακή και τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων του διανυσματικού εκπαιδευόμενου κβαντιστή άνευ πόλωσης

2.7.1.3. Ασαφής λογική κ-μέσων

Στην περίπτωση της μεθόδου της ασαφούς λογικής κ-μέσων η καταλληλότερη μορφή αρχικοποίησης των βαρών των ομάδων δίνεται από τη σχέση (2.18). Οι άλλοι τρόποι αρχικοποίησης, όπως τυχαία ανάθεση διανυσμάτων κτλ., οδηγούν σε μεγαλύτερα σφάλματα, όπως ήδη έχει αποδειχθεί για την απλή μέθοδο των κ-μέσων. Η παράμετρος όμως που καθορίζει σημαντικά την απόδοση της παρούσας μεθόδου είναι ο εκθέτης q κατά τον υπολογισμό των αντίστοιχων βαρών μέσω της (2.28). Από την αντίστοιχη μελέτη των κριτηρίων αξιολόγησης για 2 ως 25 κέντρα ομάδων προκύπτει ότι με την αύξηση του q μειώνονται όλοι οι δείκτες και βελτιώνεται η απόδοση της μεθόδου οδηγώντας πρακτικά σε μία πιο αυστηρή ομαδοποίηση. Ενδεικτικά στο σχήμα 2.14 καταγράφονται τα αποτελέσματα για τους δείκτες *MIA* και *WCBCR*.



α. Δείκτης MIA

β. Δείκτης WCBCR

Σχήμα 2.14: Κριτήρια αξιολόγησης *MIA* και *WCBCR* για τρία σενάρια της ασαφούς λογικής κ-μέσων

2.7.1.4. Μονοδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο του αυτό-οργανωμένου χάρτη SOM διακρίνεται σε δύο περιπτώσεις: στη μονοδιάστατη και στη διδιάστατη. Στην πρώτη περίπτωση τα αποτελέσματα μπορούν να αξιοποιηθούν άμεσα, όπως συμβαίνει και με των υπολοίπων μεθόδων, ενώ στη δεύτερη σχηματίζεται ένας χάρτης δύο διαστάσεων, στον οποίο απεικονίζονται οι αντίστοιχοι νευρώνες, που αντιστοιχούν είτε σε ισάριθμες ομάδες, είτε επεξεργάζονται με άλλη μέθοδο ομαδοποίησης, προκειμένου να σχηματιστεί ένας μικρός αξιοποιήσιμος αριθμός ομάδων [26]. Σε όλες όμως τις περιπτώσεις τίθεται το ζήτημα της ρύθμισης των παραμέτρων του δικτύου SOM, όπως της επιλογής νευρώνων, του ρυθμού εκπαίδευσης, του εύρους γειτνίασης κτλ..

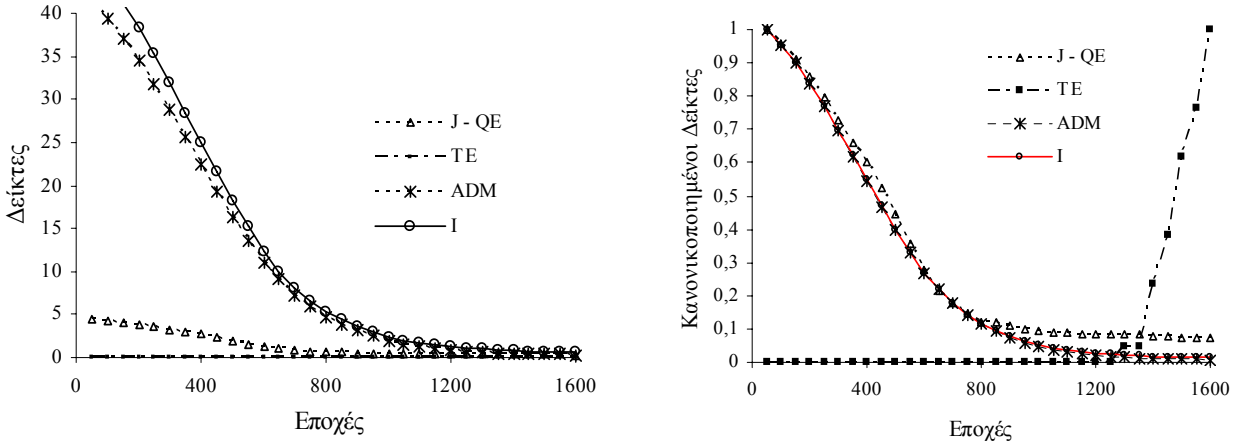
Κατά την εφαρμογή του μονοδιάστατου αλγορίθμου SOM οι παράμετροι που πρέπει να προσδιοριστούν αφορούν:

- το ρυθμό μάθησης, όπως είναι: οι αρχικές τιμές του μεταβλητού μέρους η_0 και η_s κατά τη φάση αυτό-οργάνωσης και κατά τη φάση σύγκλισης αντίστοιχα, η αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_η,
- τη συνάρτηση γειτνίασης, όπως είναι: η αρχική τιμή του πλάτους γειτνίασης σ_0 και η αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_σ,
- τον αριθμό εποχών μετάβασης από τη φάση αυτό-οργάνωσης στη φάση τελικής σύγκλισης $T_{s\text{-}o}$.

Αρχικά εξετάζεται η σύγκλιση του αυτό-οργανωμένου χάρτη σε σχέση με τις εποχές. Παρατηρείται ότι το μέσο μέτρο παραμόρφωσης και η συνάρτηση σφάλματος είναι φθίνουσες συναρτήσεις, ενώ το τοπογραφικό σφάλμα δεν παρουσιάζει σταθερή συμπεριφορά. Σύμφωνα με τις γραφικές παραστάσεις του παραδείγματος του σχήματος 2.15, όταν ο αθροιστικός δείκτης $I(t)$ {(2.37)} παύσει να βελτιώνεται, σταματά η διαδικασία της σύγκλισης. Γενικά παρατηρείται ότι, για μεγάλες περιόδους του ρυθμού μάθησης T_η, η σύγκλιση ολοκληρώνεται κατά την ομώνυμη φάση μετά από περίπου T_η εποχές (από 0,5 ως και 2 T_η).

Κατά τη μελέτη της αρχικής τιμής του πλάτους γειτνίασης σ_0 παρατηρείται ότι η γειτονιά μειώνεται εκθετικά με την πάροδο του χρόνου κατά τη (2.31) και δεν παρουσιάζει μεταβολή κατά την αλλαγή των δύο φάσεων: αυτό-οργάνωσης και σύγκλισης, καθώς το εύρος περιορίζεται σημαντικά. Η χρήση της κανονικής κατανομής αντί μίας άλλης συνάρτησης π.χ. γραμμικής παρουσιάζει το πλεονέκτημα της πιο φυσιολογικής

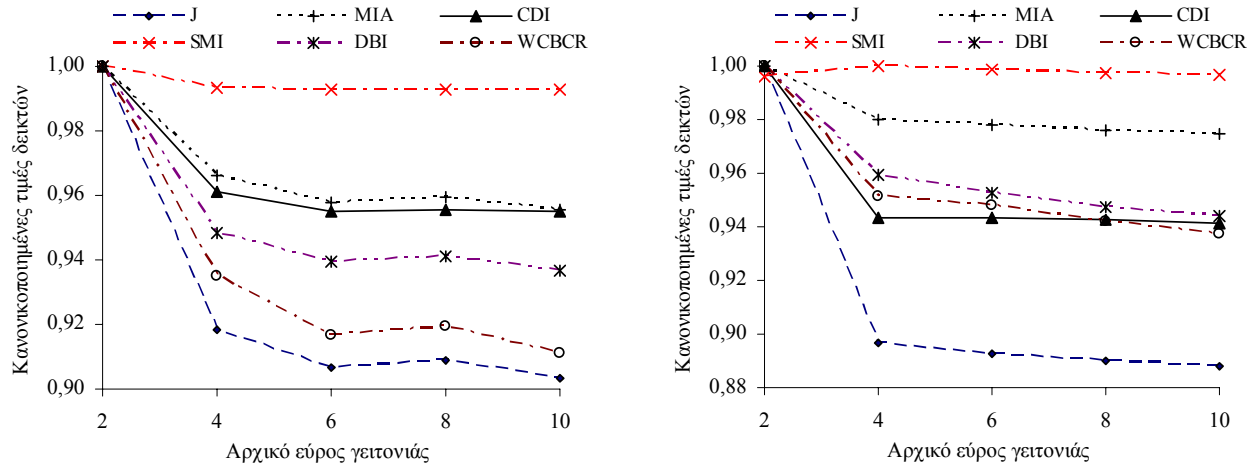
επίδρασης του κάθε διανύσματος σε όλους τους νευρώνες με διαρκώς μειούμενα βάρη. Ταυτόχρονα αποτελεί και ένα μειονέκτημα στο χρόνο ανταπόκρισης του αλγορίθμου, καθώς σε κάθε διάνυσμα της εκάστοτε εποχής υπολογίζονται ξανά όλα τα βάρη. Στην περίπτωση της αρχικής τιμής του πλάτους γειτονιάς σ_0 παρατηρείται ότι με την αύξηση του μεγέθους της γειτονιάς βελτιώνεται η απόδοση του νευρωνικού δικτύου (σχήμα 2.16), ειδικά για τιμές $T_\eta \leq 2000$.



α. Πραγματικές τιμές δεικτών

β. Κανονικοποιημένες τιμές ως προς τη μέγιστη τιμή τους

Σχήμα 2.15: Διαγράμματα συνάρτησης σφάλματος *J-QE*, τοπογραφικού σφάλματος *TE*, μέτρου παραμόρφωσης *ADM* και δείκτη σύγκλισης *I(t)* κατά (2.37) ως προς τις εποχές για τον αυτό-οργανωμένο χάρτη 10x1, η_0=0,1, η_s=0,001, T_η=1000, σ_0=10, $T_\sigma = T_\eta / \ln\sigma_0$, $T_{s\text{-}o} = T_\sigma$



α. Περίπτωση $T_\eta = 500$

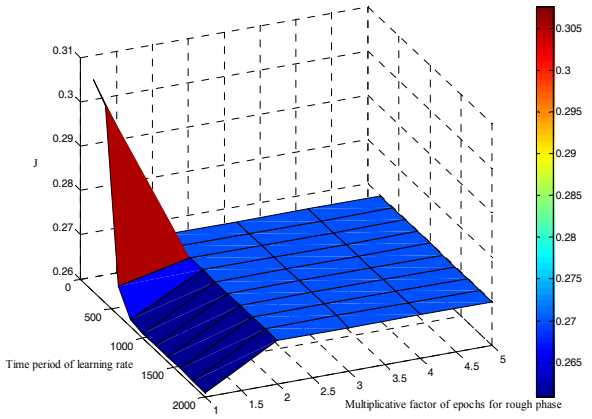
β. Περίπτωση $T_\eta = 1000$

Σχήμα 2.16: Διαγράμματα κανονικοποιημένων δεικτών αξιολόγησης ως προς το αρχικό εύρος γειτονιάς σ_0 για τον αυτό-οργανωμένο χάρτη 10x1, η_0=0,1, η_s=0,001, $T_\sigma = T_\eta / \ln\sigma_0$, $T_{s\text{-}o} = T_\sigma$

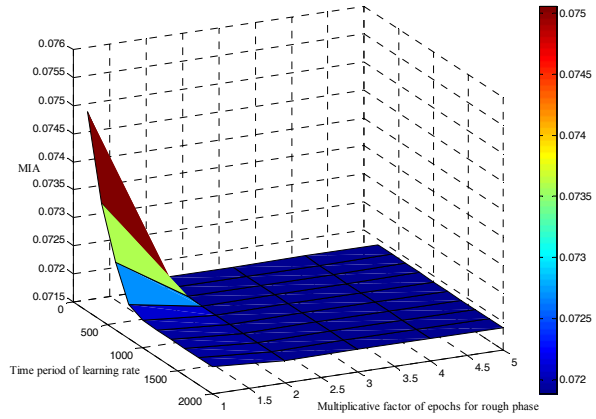
Ο αριθμός των εποχών μετάβασης από τη φάση αυτό-οργάνωσης στη φάση τελικής σύγκλισης $T_{s\text{-}o}$ είναι μία άλλη βασική παράμετρος, που επηρεάζει την τελική απόδοση του νευρωνικού δικτύου και εξαρτάται κατά κύριο λόγο από την αντίστοιχη χρονική παράμετρο T_η. Αν ϕ είναι ο πολλαπλασιαστικός παράγοντας των εποχών της φάσης της αυτό-οργάνωσης:

$$T_{s-o} = \phi \cdot T_\eta, \phi \geq 1 \qquad (2.53)$$

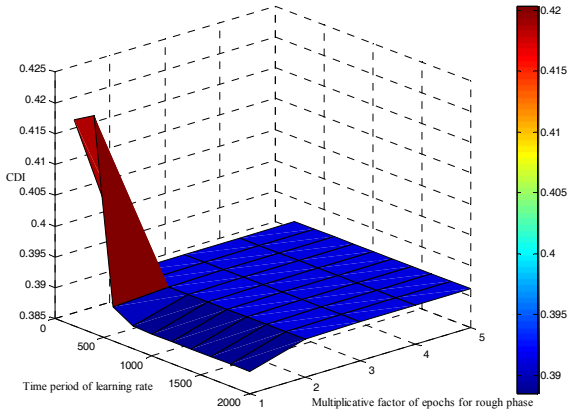
Τότε προκύπτει από τις αντίστοιχες παραστάσεις του σχήματος 2.17 ότι $T_\eta \geq 800$ και ϕ=1 για τους δείκτες *J*, *CDI*, *SMI*, *DBI* και ϕ=2 για τους δείκτες *MIA*,*WCBCR*.



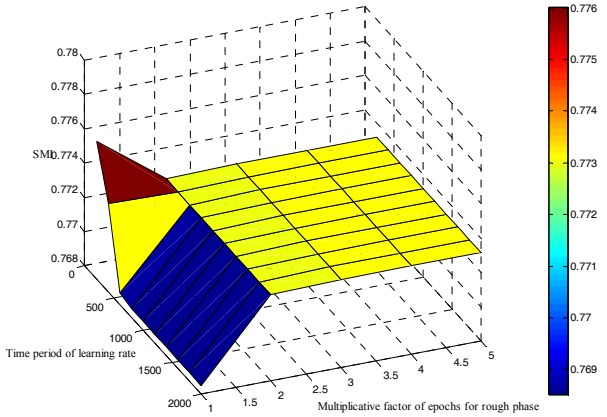
α. Δείκτης J



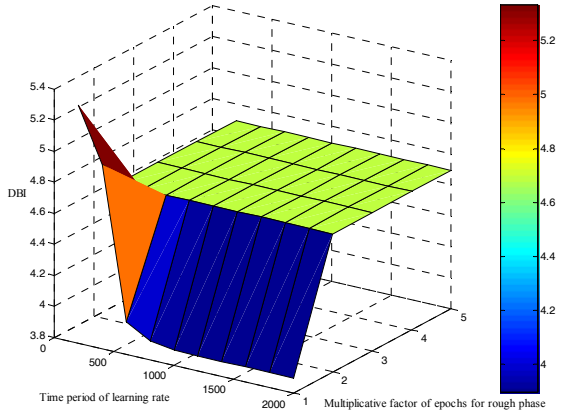
β. Δείκτης MIA



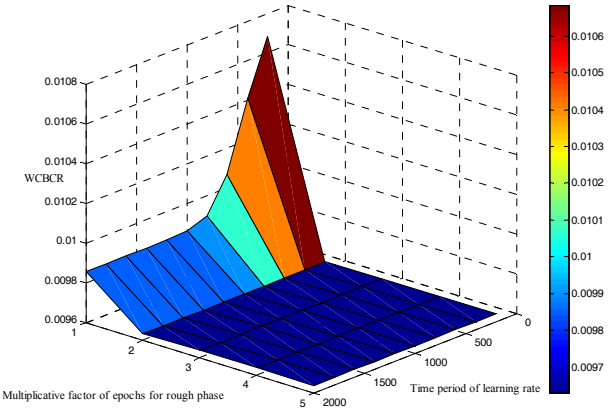
γ. Δείκτης CDI



δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR

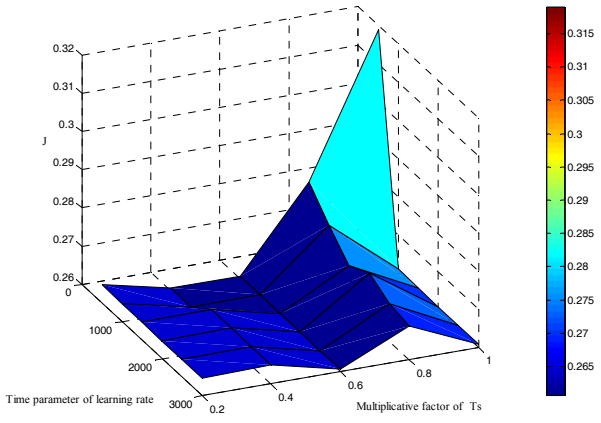
Σχήμα 2.17: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δεικτών αξιολόγησης ως προς τον πολλαπλασιαστικό παράγοντα ϕ={1,2,3,4,5} και τη χρονική παράμετρο T_η={200, 400, ..., 2000} για την περίπτωση του αυτό-οργανωμένου χάρτη 10x1, η_0=0,1, η_s=0,001, σ_0=10, T_σ= T_η/lnσ_0

Κατά [24] η χρονική παράμετρος T_σ δίνεται από τη σχέση T_σ= T_η/lnσ_0. Αν στη γενικότερη περίπτωση θεωρηθεί ότι υπάρχει ένας πολλαπλασιαστικός παράγοντας ξ, τότε:

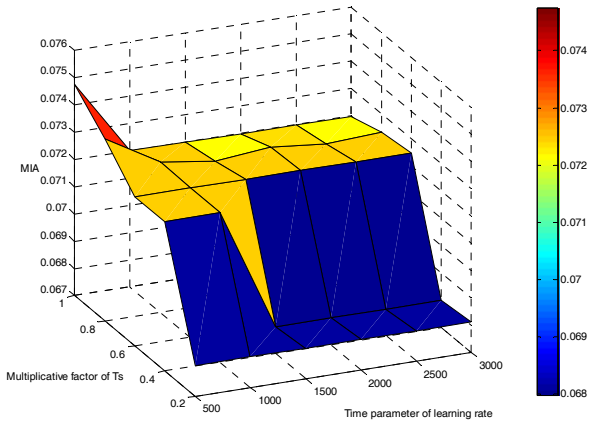
$$T_\sigma = \xi \cdot \frac{T_\eta}{\ln \sigma_0} \tag{2.54}$$

Αν πραγματοποιηθούν οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις των δεικτών ως προς τον πολλαπλασιαστικό παράγοντα ξ και τη χρονική παράμετρο του ρυθμού μάθησης T_η (σχήμα 2.18), προκύπτει ότι η

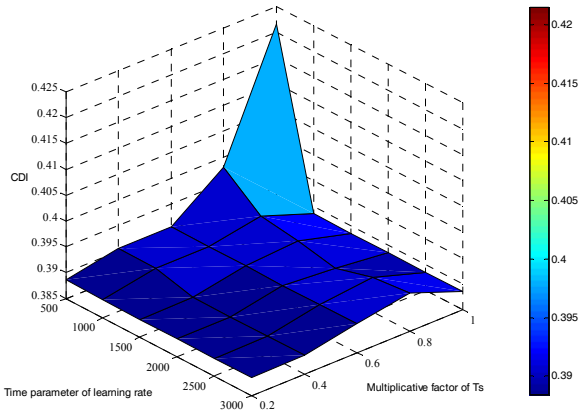
καταλληλότερη τιμή του ξ εκτείνεται από 0,2 ως 1,0 με $T_\eta \geq 1000$ για τους δείκτες *J*, *CDI*, στο 0,6 για τους δείκτες *SMI*, *DBI* και από 0,2 ως 0,4 με $T_\eta \geq 1000$ για τους δείκτες *MIA*, *WCBCR*.



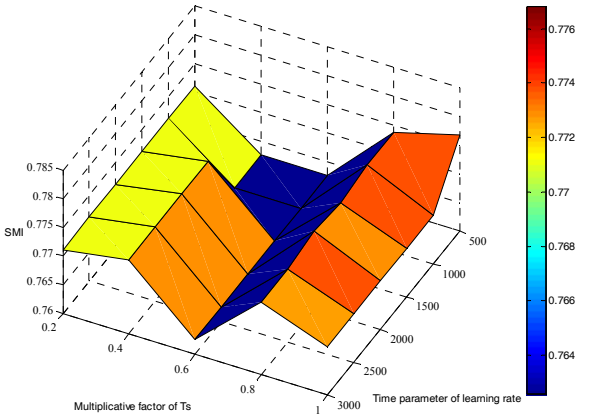
α. Δείκτης J



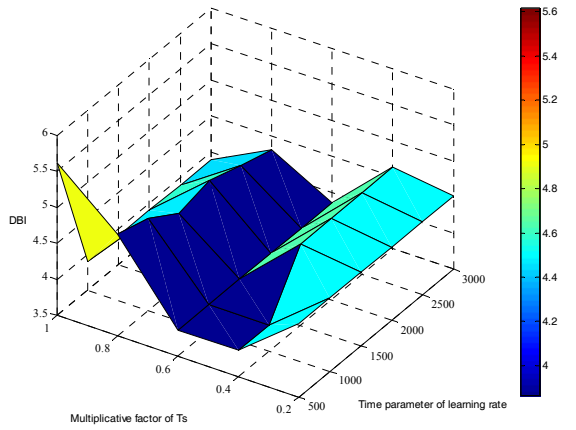
β. Δείκτης MIA



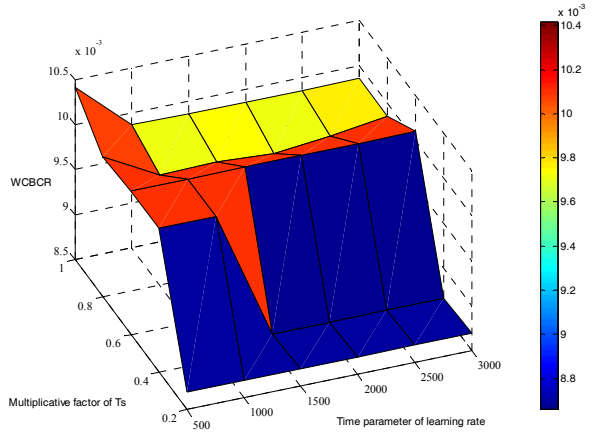
γ. Δείκτης CDI



δ. Δείκτης SMI



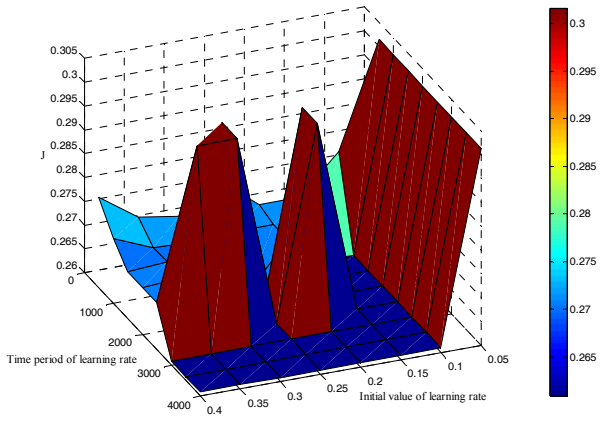
ε. Δείκτης DBI



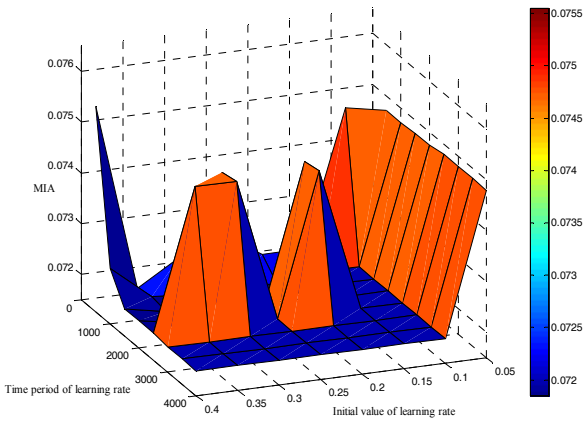
στ. Δείκτης WCBCR

Σχήμα 2.18: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δεικτών αξιολόγησης ως προς τον πολλαπλασιαστικό παράγοντα ξ={0,2, 0,4, ...,1} και τη χρονική παράμετρο T_η={500, 1000, ..., 3000} για την περίπτωση του αυτό-οργανωμένου χάρτη 10x1, η_0=0,1, η_s=0,001, σ_0=10, $T_\sigma = \xi \cdot T_\eta / \ln\sigma_0$, $T_{s\text{-}o} = T_\sigma$

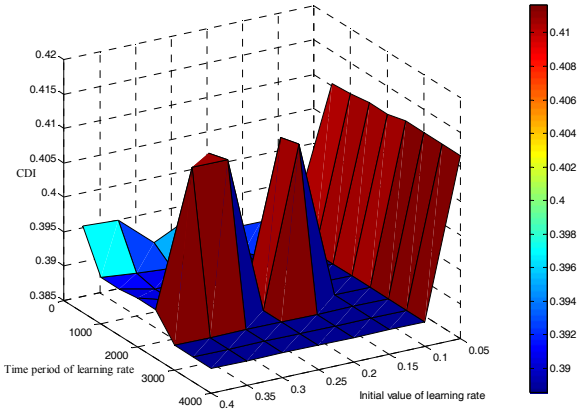
Αν πραγματοποιηθούν οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις των δεικτών αξιολόγησης ως προς τη χρονική παράμετρο και την αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης (σχήμα 2.19), παρατηρείται ότι δίνονται ικανοποιητικές τιμές για όλους τους δείκτες για $T_\eta \geq 1000$ και για $0{,}1 \leq \eta_0 \leq 0{,}15$. Οι δείκτες *MIA* και *WCBCR* δίνουν ακόμη καλύτερα αποτελέσματα στην περιοχή για $1000 \leq T_\eta \leq 1500$ και για $0{,}2 \leq \eta_0 \leq 0{,}4$, αλλά οι διακυμάνσεις είναι έντονες.



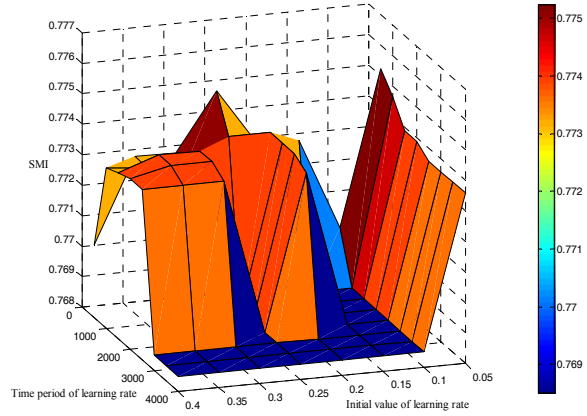
α. Δείκτης J



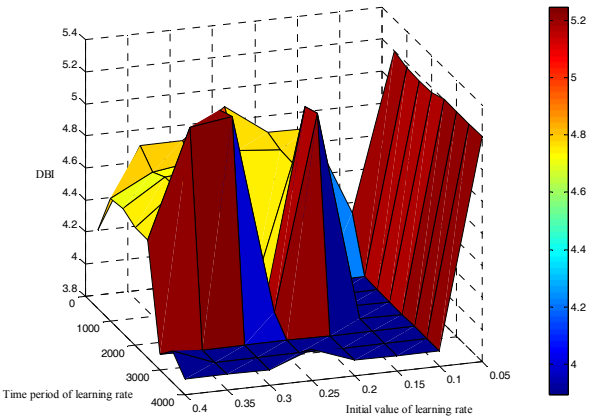
β. Δείκτης MIA



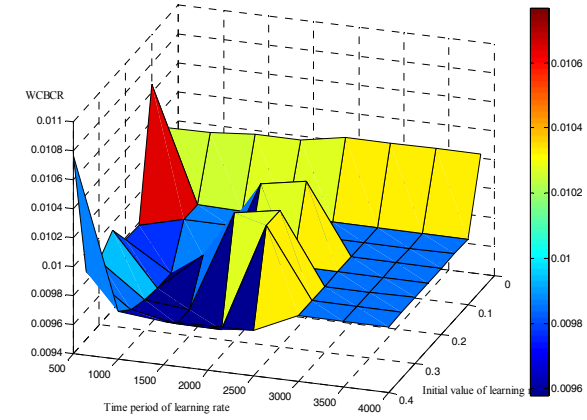
γ. Δείκτης CDI



δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR

Σχήμα 2.19: Τρισδιάστατες γραφικές παραστάσεις δεικτών αξιολόγησης ως προς την αρχική τιμή του μεταβλητού μέρους ρυθμού εκπαίδευσης η_0={0,05, 0,1, ..., 0,4} και τη χρονική παράμετρο T_η={500, 1000,..., 4000} για την περίπτωση του αυτό-οργανωμένου χάρτη 10x1, η_s=0,001, σ_0=10, T_σ=·T_η/lnσ_0, $T_{s\text{-}o} = T_\sigma$

Όσον αφορά την αρχική τιμή του μεταβλητού όρου η_s του ρυθμού εκπαίδευσης κατά τη φάση σύγκλισης η επίδρασή της δεν είναι ουσιαστική. Οι αντίστοιχες κατάλληλες τιμές αυτής της παραμέτρου είναι μεταξύ του 10^{-3} και 10^{-4} και τουλάχιστον υποπενταπλάσιο της αντίστοιχης αρχικής τιμής κατά τη φάση αυτό-οργάνωσης. Όποια τιμή και να επιλεχθεί εντός του προαναφερθέντος διαστήματος επηρεάζει το τέταρτο σημαντικό ψηφίο του εκάστοτε δείκτη αξιολόγησης. Κατά την αύξηση του η_s οι αντίστοιχες τιμές βελτιώνονται για τους δείκτες *J*, *CDI*, *SMI*, *DBI*, *WCBCR* και χειροτερεύει για το δείκτη *MIA*.

2.7.1.5. Διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης

Κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου SOM σε χάρτη δύο διαστάσεων οι παράμετροι που πρέπει να προσδιοριστούν πέρα των αντίστοιχων του μονοδιάστατου χάρτη είναι οι διαστάσεις και η διάταξη των νευρώνων εντός του χάρτη.

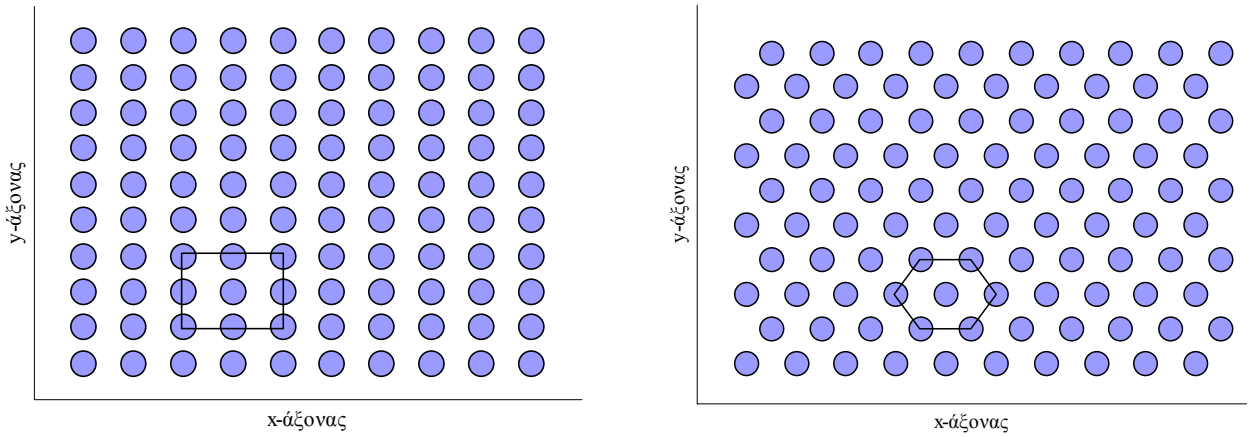
Ως προς τις διαστάσεις του χάρτη θεωρούνται δύο περιπτώσεις:

- ο τετραγωνικός χάρτης με αρχικοποίηση όλων των βαρών όλων των νευρώνων ίση με 0,5 (αρχικοποίηση τύπου 1),
- ο ορθογώνιος χάρτης, του οποίου ο λόγος των πλευρών προσδιορίζεται από το πηλίκο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου. Η αντίστοιχη αρχικοποίηση των βαρών μπορεί να γίνει είτε όμοια με τον τετραγωνικό χάρτη, είτε με γραμμικό συνδυασμό των αντίστοιχων κύριων ιδιοδιανυσμάτων, όπου υπάρχουν δύο υποπεριπτώσεις:
  - ♦ να πραγματοποιηθεί ένας γραμμικός συνδυασμός που δίνεται σε όλους τους νευρώνες (αρχικοποίηση τύπου 2) και
  - ♦ να υπολογιστεί για κάθε νευρώνα ένας διαφορετικός γραμμικός συνδυασμός (αρχικοποίηση τύπου 3), σύμφωνα με τη σχέση:

$$\vec{w}_{ji}^{(0)} = \gamma \cdot \vec{e}_1 + (1-\gamma) \cdot \vec{e}_2 \qquad (2.55)$$

όπου το γ αυξάνεται από 0 σε 1 με βήμα $1/(M_1 \cdot M_2 - 1)$ πρώτα κατά τη μικρότερη διάσταση και έπειτα κατά τη μεγαλύτερη (ελαχιστοποιώντας το άθροισμα των αποστάσεων μεταξύ των αρχικών διανυσμάτων).

Ως προς τη διάταξη των νευρώνων του χάρτη δοκιμάζονται η ορθογωνική και η εξαγωνική, όπως φαίνονται στο επόμενο σχήμα.



α. Ορθογωνική διάταξη

β. Εξαγωνική διάταξη

Σχήμα 2.20: Διατάξεις διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη 10x10

Στην περίπτωση του υπό μελέτη βιομηχανικού καταναλωτή δίνονται 292 διανύσματα, οπότε με βάση τις αντίστοιχες εμπειρικές σχέσεις το μέγεθος του χάρτη προτείνεται να είναι πάνω από $5\sqrt{N} = 85$ φτάνοντας ως το $20\sqrt{N} = 342$. Οι αντίστοιχοι χάρτες τετραγωνικής μορφής έχουν διαστάσεις από 9x9 ως 19x19. Αν χρησιμοποιηθεί η αρχικοποίηση με τις ιδιοτιμές, τότε στην παρούσα περίπτωση προκύπτει ότι: λ_1=4,3990, λ_2=0,1611, οπότε ο αντίστοιχος λόγος ιδιοτιμών είναι 27,305 και οι αντίστοιχες προτεινόμενες διαστάσεις είναι 55x2 και 82x3.

Σε κάθε περίπτωση καταγράφονται οι καταλληλότερες ρυθμίσεις για τον εκάστοτε δείκτη, ώστε να ληφθούν τα καλύτερα αποτελέσματα. Πρακτικά οι ομάδες του διδιάστατου χάρτη δεν είναι άμεσα αξιοποιήσιμες λόγω της μορφής και του πλήθους των νευρώνων. Γι' αυτό κρίνεται αναγκαία η εφαρμογή μίας άλλης μεθόδου ταξινόμησης σε δευτεροβάθμιο επίπεδο, η οποία ομαδοποιεί το σύνολο των αρχικών νευρώνων. Για να είναι αντικειμενική η σύγκριση των αποτελεσμάτων των μεθόδων, πρέπει οι δείκτες αξιολόγησης να υπολογίζονται όχι με τα διανύσματα βαρών των νευρώνων του αυτό-οργανωμένου χάρτη, αλλά με τα αρχικά διανύσματα εισόδου.

Στον πίνακα 2.4 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα αποτελέσματα ορισμένων από τους χάρτες που εξετάστηκαν με βάση το δείκτη αξιολόγησης *WCBCR*. Από τη μελέτη των αποτελεσμάτων προκύπτει ότι οι μικρότερες τιμές για τους δείκτες *WCBCR* και *I(t)* δίνονται για το χάρτη ορθογωνικής διάταξης 19x19. Όσον αφορά τη διάταξη στους τετραγωνικούς χάρτες δεν παρατηρείται να υπερτερεί κάποια από τις δύο μεθόδους, αν και υπάρχουν κάποιες σημαντικές αυξομειώσεις αποτελεσμάτων. Οι τρεις διαφορετικές αρχικοποιήσεις βαρών δεν διαδραματίζουν ουσιαστικά κάποιο ιδιαίτερο ρόλο, αφού τα αποτελέσματα είναι πρακτικά αναλλοίωτα.

Πίνακας 2.4: Σύγκριση δεικτών *I(t), ADM(t), TE(t), J(t)* για διαφορετικές περιπτώσεις διδιάστατων χαρτών ως προς τις διαστάσεις, το πλήθος των εποχών, τις αρχικοποιήσεις και τις ρυθμίσεις παραμέτρων με κριτήριο βελτιστοποίησης το δείκτη *WCBCR*

Διδιάστατος χάρτης-πλήθος	Διάταξη - αρχικο-ποίηση	Εποχές πέρατος *t*	*Χάρτη WCBCR (*10^{-4})*	*I(t)*	*ADM(t)*	*TE(t)*	*J(t)*	Ρυθμίσεις $T_\eta - \xi - \phi - \eta_0 - \eta_s - \sigma_0$
9x9=81	ορθ. -αρ.1	3600	6,167	0,28323	0,08853	0,10616	0,08853	1500-0,4-2-0,15-0,001-9
9x9=81	εξαγ.- αρ.1	2400	5,856	0,32497	0,08372	0,15753	0,08372	1000-1,0-2-0,20-0,001-9
10x10=100	ορθ. - αρ.1	3600	4,384	0,22076	0,06757	0,08562	0,06757	1500-0,6-2-0,40-0,001-10
10x10=100	εξαγ.- αρ.1	2400	3,949	0,23540	0,07147	0,09247	0,07147	1000-1,0-2-0,25-0,001-10
12x12=144	ορθ. -αρ.1	1100	1,832	0,23709	0,05176	0,13356	0,05176	500-1,0-2-0,15-0,001-12
12x12=144	εξαγ.- αρ.1	4400	1,878	0,26788	0,05003	0,16781	0,05003	2000-1,0-2-0,05-0,001-12
14x14=196	ορθ. -αρ.1	3600	0,966	0,23060	0,04167	0,14726	0,04167	1500-1,0-2-0,05-0,001-14
14x14=196	εξαγ.- αρ.1	2200	0,917	0,22452	0,03521	0,15410	0,03521	500-1,0-2-0,05-0,001-16
16x16=256	ορθ. -αρ.1	2200	0,556	0,13557	0,02840	0,07877	0,02840	1000-1,0-2-0,10-0,001-16
16x16=256	εξαγ.- αρ.1	3300	0,451	0,16778	0,02909	0,10959	0,02909	1500-1,0-2-0,10-0,001-16
19x19=361	ορθ. -αρ.1	4400	0,138	0,09700	0,01254	0,07192	0,01254	2000-1,0-2-0,15-0,001-19
19x19=361	εξαγ.- αρ.1	4400	0,168	0,12665	0,01538	0,09589	0,01538	2000-1,0-2-0,05-0,001-19
55x2=110	ορθ. -αρ.1	1200	4,271	0,35037	0,05532	0,23973	0,05532	500-1,0-2-0,15-0,001-55
55x2=110	ορθ. -αρ.2	1200	4,271	0,35037	0,05532	0,23973	0,05532	500-1,0-2-0,15-0,001-55
55x2=110	ορθ. -αρ.3	1200	4,271	0,35037	0,05532	0,23973	0,05532	500-1,0-2-0,15-0,001-55
82x3=246	ορθ. -αρ.1	1100	0,510	0,204031	0,01982	0,16438	0,01982	500-1,0-2-0,30-0,001-82

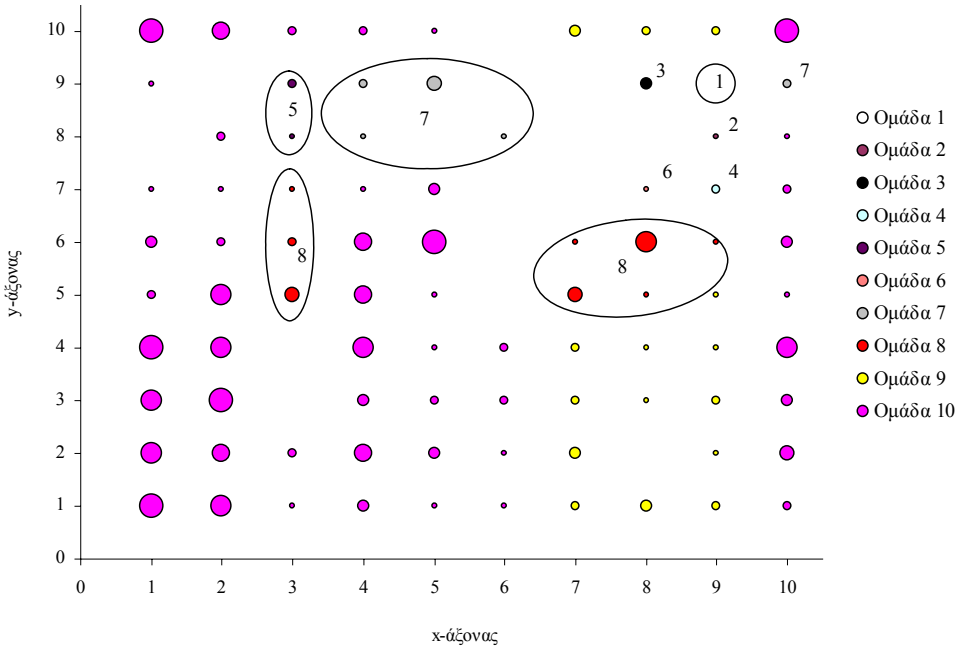
Αν εφαρμοστεί η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων για την ταξινόμηση των νευρώνων του διδιάστατου χάρτη στις παραπάνω περιπτώσεις, τα καλύτερα αποτελέσματα για 10 ομάδες δίνονται από το χάρτη 55x2 για τους δείκτες αξιολόγησης *MIA*, *SMI*, *DBI*, *WCBCR*, 82x3 για το δείκτη *J*, 19x19 εξαγωνικής διάταξης για το δείκτη *CDI*, σύμφωνα με τον πίνακα 2.5. Δηλαδή σε καμία περίπτωση δεν ταυτίζονται με τα βέλτιστα αποτελέσματα της αρχικής κατάταξης σε δύο διαστάσεις (19x19 ορθογωνικής διάταξης).

Πίνακας 2.5: Αποτελέσματα δεικτών για 10 ομάδες του υπό μελέτη πελάτη με εφαρμογή της κ-μέσων (σεναρίου 1 στα αποτελέσματα διδιάστατων χαρτών με κριτήριο βελτιστοποίησης *WCBCR*) με αξιολόγηση δεικτών στο αρχικό σύνολο διανυσμάτων εισόδου και χρήση βέλτιστου ζεύγους (a,b) ανά δείκτη

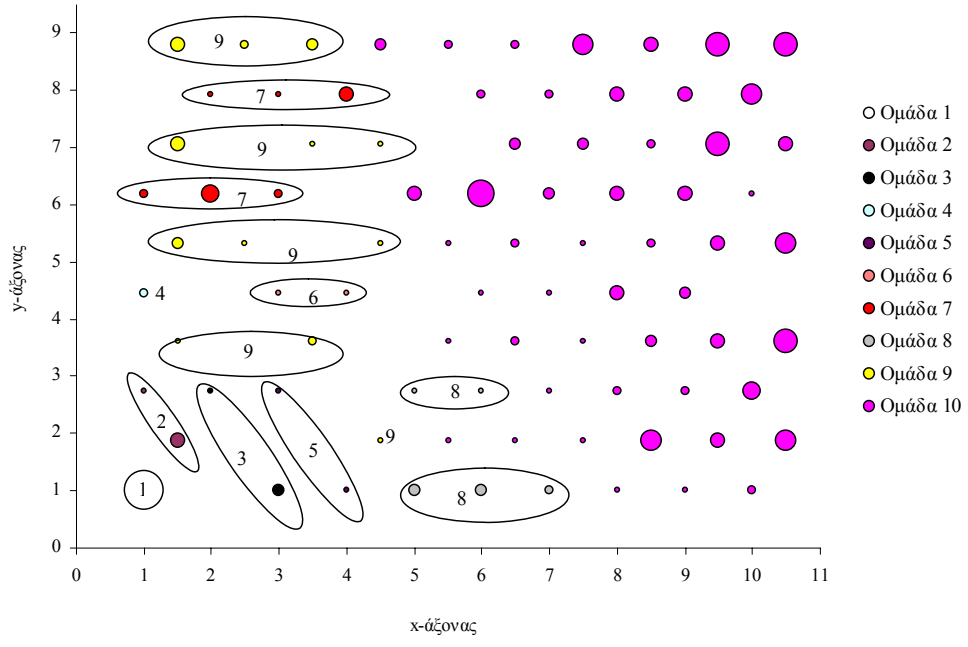
Διδιάστατος χάρτης-πλήθος	Διάταξη - αρχικο-ποίηση	*Χάρτη WCBCR (*10^{-4})*	*Ταξινόμηση νευρώνων διδιάστατου χάρτη με τη μέθοδο κ-μέσων – αξιολόγηση σε αρχικό σύνολο διανυσμάτων*					
			J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR (*10^{-3})*
9x9=81	ορθ. -αρ.1	6,167	0,309430	0,064420	0,365331	0,668309	2,01767	8,4570
9x9=81	εξαγ.- αρ.1	4,384	0,284911	0,064730	0,358870	0,666259	1,91128	9,1605
10x10=100	ορθ. - αρ.1	4,384	0,269351	0,066746	0,358512	0,661059	1,76758	8,7586
10x10=100	εξαγ.- αρ.1	3,949	0,285281	0,062488	0,369192	0,682404	1,81237	8,4091
12x12=144	ορθ. -αρ.1	1,832	0,267056	0,065584	0,353097	0,671649	1,74857	9,2029
12x12=144	εξαγ.- αρ.1	1,878	0,268810	0,070409	0,351914	0,661194	1,85451	9,4168
14x14=196	ορθ. -αρ.1	0,966	0,272213	0,066418	0,360227	0,662015	1,68854	8,8566
14x14=196	εξαγ.- αρ.1	0,917	0,273781	0,069001	0,361199	0,666046	1,75621	10,0756
16x16=256	ορθ. -αρ.1	0,556	0,267521	0,066970	0,349423	0,669469	1,88224	9,2304
16x16=256	εξαγ.- αρ.1	0,451	0,268528	0,068710	0,364127	0,660511	1,69430	9,4152
19x19=361	ορθ. -αρ.1	0,138	0,266128	0,065389	0,351903	0,682931	1,85560	8,5386
19x19=361	εξαγ.- αρ.1	0,168	0,267087	0,067618	0,343808	0,660950	1,70171	8,8486
55x2=110	ορθ. -αρ.1	4,271	0,262634	0,060581	0,345677	0,654891	1,68728	7,7872
82x3=246	ορθ. -αρ.1	0,510	0,258002	0,063284	0,334516	0,681566	1,75790	8,1426

Ένας επιπλέον δυσμενής παράγοντας χρήσης αυτό-οργανωμένου χάρτη σε δύο διαστάσεις είναι ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος, καθώς ένα τυπικό σενάριο για ένα μονοδιάστατο χάρτη 10x1 απαιτεί ενδεικτικά 3,5 λεπτά, για ένα διδιάστατο χάρτη 10x10 απαιτεί 30 λεπτά, 12x12 66 λεπτά, 19x19 120 λεπτά (σε H/Y Pentium 4, 1,7GHz, 256 MB), χωρίς τη δευτεροβάθμια ταξινόμηση. Γι' αυτό δεν προτείνεται η χρήση του διδιάστατου χάρτη για τη συστηματική εύρεση των τυπικών ημερών και των αντίστοιχων καμπυλών του εκάστοτε πελάτη.

Το μοναδικό βασικό πλεονέκτημα έναντι των άλλων μεθόδων ταξινόμησης είναι η απεικόνιση στο διδιάστατο χάρτη. Στη συνέχεια παρουσιάζονται ενδεικτικά οι χάρτες 10x10 ορθογωνικής και εξαγωνικής διάταξης ως προς το πλήθος διανυσμάτων εισόδου που ταξινομούνται σε κάθε νευρώνα και ως προς τις σχηματιζόμενες 10 ομάδες μετά την εφαρμογή της κ-μέσων.



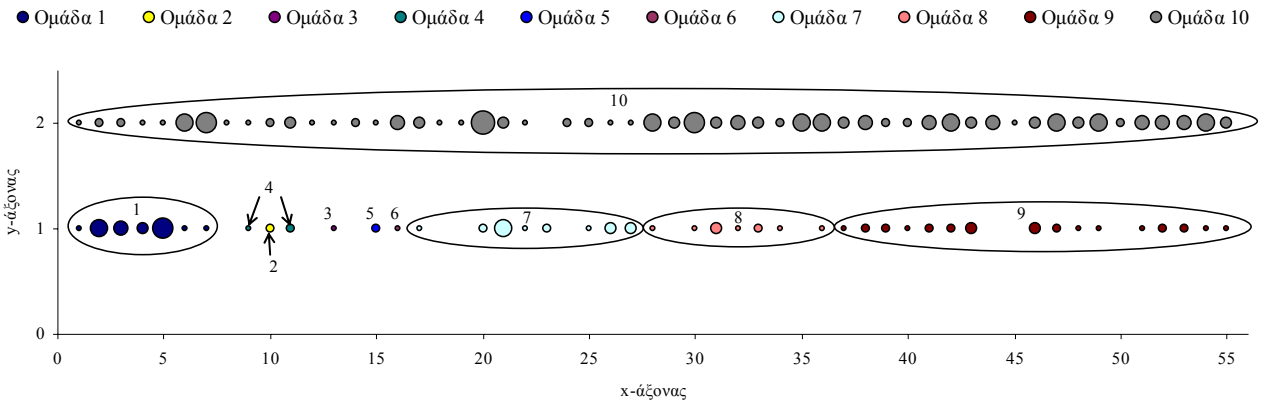
Σχήμα 2.21: Διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης 10x10 ορθογωνικής διάταξης με μέγεθος νευρώνων ανάλογο του πλήθους διανυσμάτων εισόδου και με κατάταξη σε 10 ομάδες με τη μέθοδο κ-μέσων



Σχήμα 2.22: Διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης 10x10 εξαγωνικής διάταξης με μέγεθος νευρώνων ανάλογο του πλήθους διανυσμάτων εισόδου και με κατάταξη σε 10 ομάδες με τη μέθοδο κ-μέσων

Στην περίπτωση χρήσης της ορθογωνικής διάταξης 10x10 παρατηρείται η κυριαρχία της ομάδας 10, η οποία έχει σχεδόν περικυκλώσει τις υπόλοιπες ομάδες. Η διαμόρφωση των ομάδων δεν είναι συμπαγής, καθώς για την ομάδα 8 υπάρχουν δύο νησίδες, το οποίο δεν είναι επιθυμητό. Ωστόσο είναι προτιμότερη η χρησιμοποίηση μίας μεθόδου ταξινόμησης από την οπτική διαμόρφωση των ομάδων, η οποία μπορεί να οδηγήσει φαινομενικά σε πιο συμπαγείς ομάδες. Η ίδια συμπεριφορά συναντάται και στην εξαγωνική διάταξη.

Αντίθετα, αν εφαρμοστεί ο δεύτερος τρόπος εύρεσης μεγέθους πλευρών μέσω των δύο κύριων ιδιοτιμών, ο χάρτης που προκύπτει είναι της μορφής 55x2 με πιο αυστηρή διάκριση μεταξύ των 10 ομάδων που χωρίζονται οι αντίστοιχοι νευρώνες. Όμως στην παρούσα περίπτωση η διάταξη που προέκυψε είναι αρκετά επιμήκης, το οποίο οφείλεται κυρίως στο μεγάλο αριθμό ημερών με πανομοιότυπη συμπεριφορά υψηλού φορτίου, που τελικά συγκεντρώνονται στην ομάδα 10.

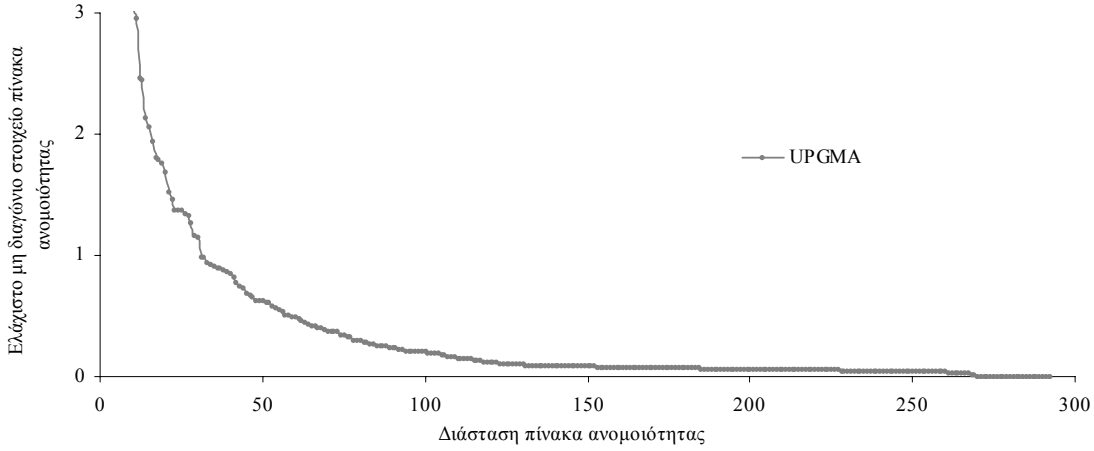


Σχήμα 2.23: Διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης 55x2 ορθογωνικής διάταξης με μέγεθος νευρώνων ανάλογο του πλήθους διανυσμάτων εισόδου και με κατάταξη σε 10 ομάδες με τη μέθοδο κ-μέσων

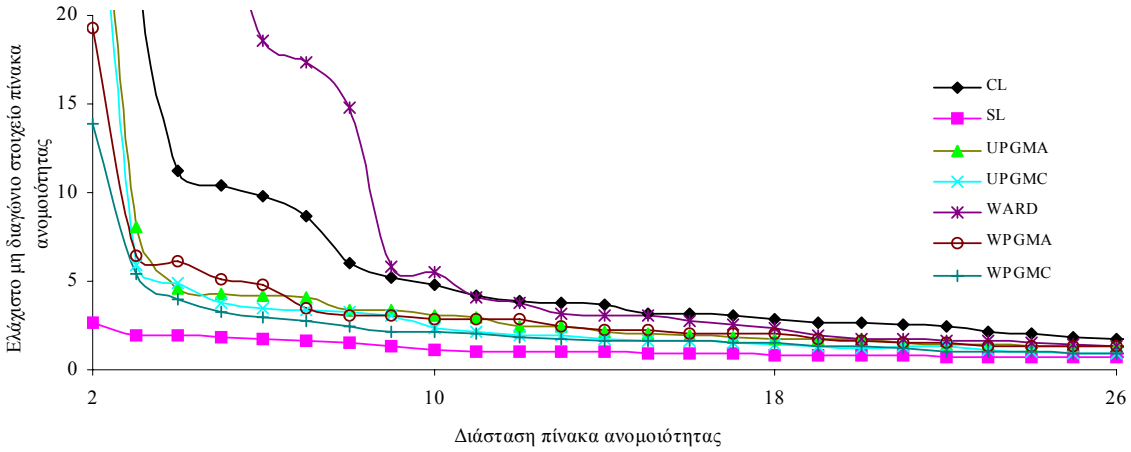
2.7.1.6. Ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης

Η συμπεριφορά των ιεραρχικών μεθόδων συγχώνευσης μελετάται μέσω των επτά βασικών αλγορίθμων τους, οι οποίοι είναι: πλήρους σύνδεσης (CL), απλής σύνδεσης (SL), μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (UPGMA), μη σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού (UPGMC), ελάχιστης διασποράς ή Ward, σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (WPGMA), σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού (WPGMC).

Κατά την εξέλιξη της βασικής μορφής του εκάστοτε αλγορίθμου γίνεται η συγχώνευση των διανυσμάτων εισόδου ανά ένα ξεκινώντας αρχικά από 292 ομάδες και καταλήγοντας σε μία. Η πλήρης εκτέλεση του αλγορίθμου φαίνεται στην περίπτωση του μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (UPGMA), ενώ η σύγκριση των επτά αλγορίθμων εμφανίζεται κατά τη συγχώνευση των τελευταίων 26 ομάδων.

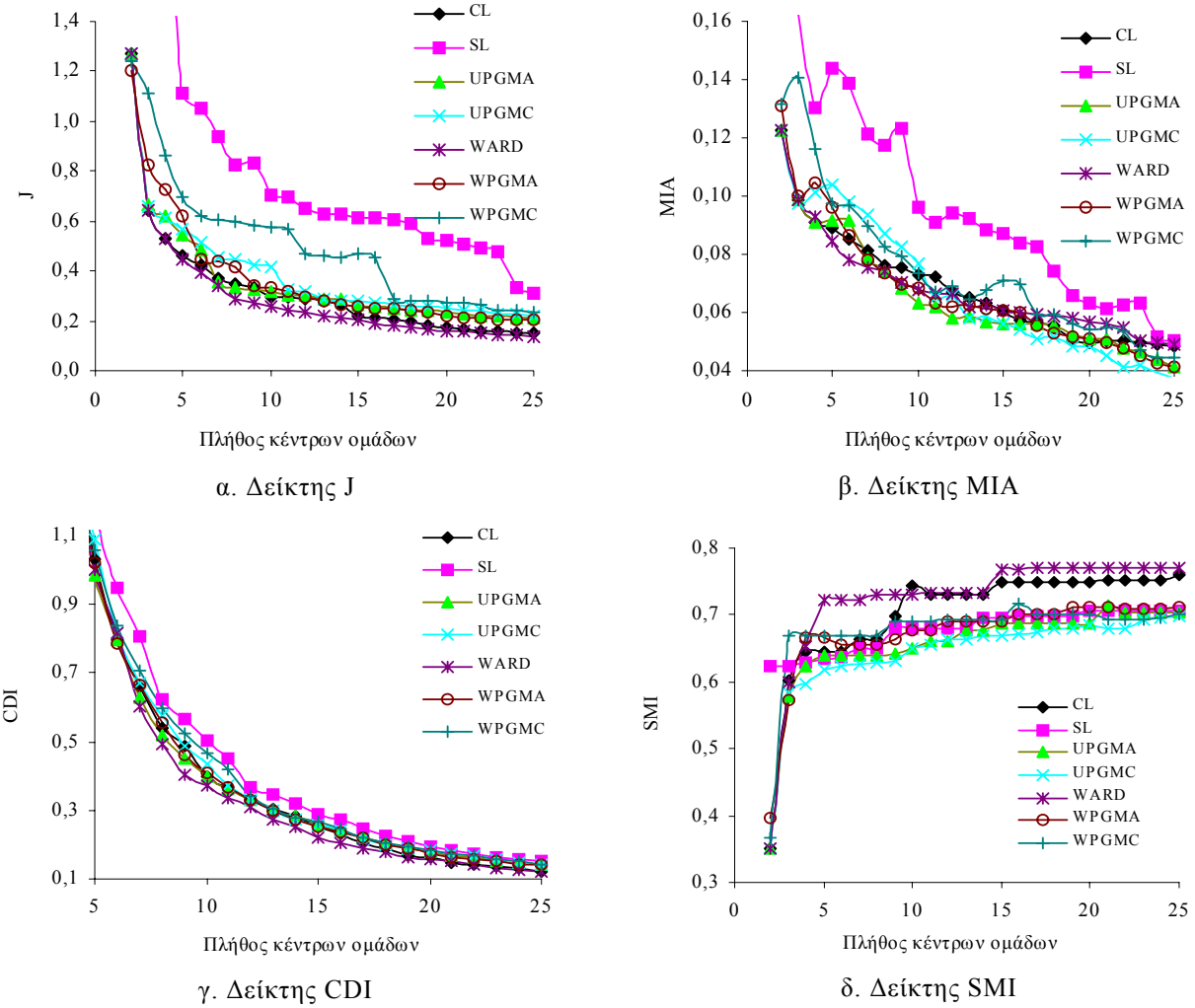


Σχήμα 2.24: Εξέλιξη του ελάχιστου μη διαγώνιου στοιχείου του πίνακα ανομοιότητας σε συνάρτηση με τη διάστασή του με την ιεραρχική μέθοδο μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (UPGMA)



Σχήμα 2.25: Εξέλιξη του ελάχιστου μη διαγώνιου στοιχείου του πίνακα ανομοιότητας σε συνάρτηση με τη διάσταση του πίνακα ανομοιότητας των επτά ιεραρχικών μεθόδων

Στη συνέχεια καταγράφονται τα αποτελέσματα των έξι κριτηρίων για τις επτά μεθόδους. Από την αντίστοιχη μελέτη προκύπτει ότι ο αλγόριθμος του WARD δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς τη συνάρτηση σφάλματος *J* και το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI*, ενώ έπεται ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* και του λόγου *WCBCR* μόνο από τη μέθοδο του μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (UPGMA). Η τελευταία παρουσιάζει πολύ καλή συμπεριφορά και στους δείκτες του πίνακα ανομοιότητας *SMI* και των Davies-Bouldin *DBI*. Ο αντίστοιχος υπολογιστικός χρόνος σε όλες τις περιπτώσεις είναι της τάξης του 0,5 λεπτού.



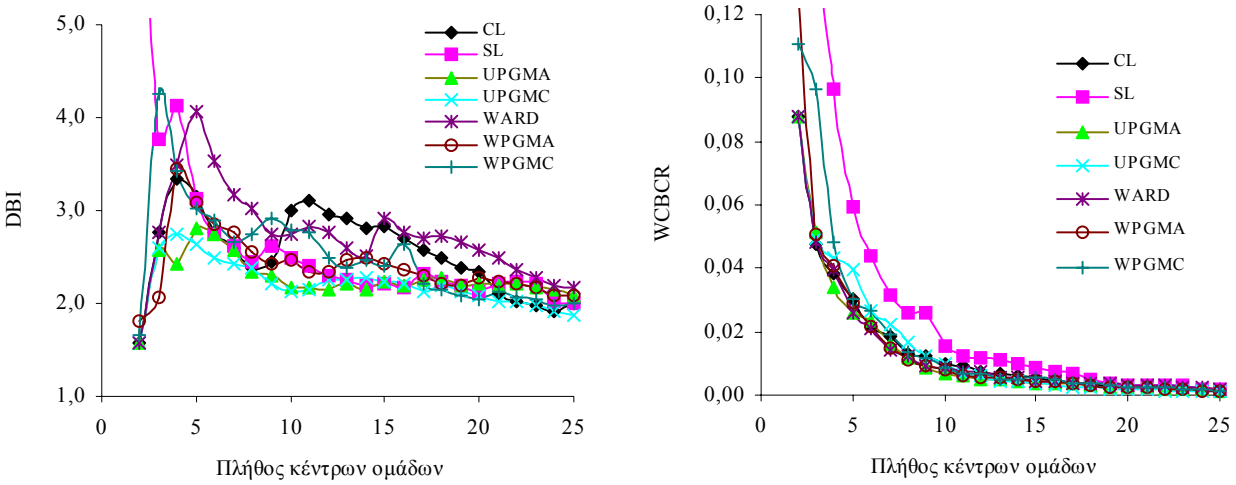
α. Δείκτης J

β. Δείκτης MIA

γ. Δείκτης CDI

δ. Δείκτης SMI

Σχήμα 2.26α: Κριτήρια αξιολόγησης συναρτήσει με το πλήθος των ομάδων για τις 7 ιεραρχικές μεθόδους



ε. Δείκτης DBI στ. Δείκτης WCBCR

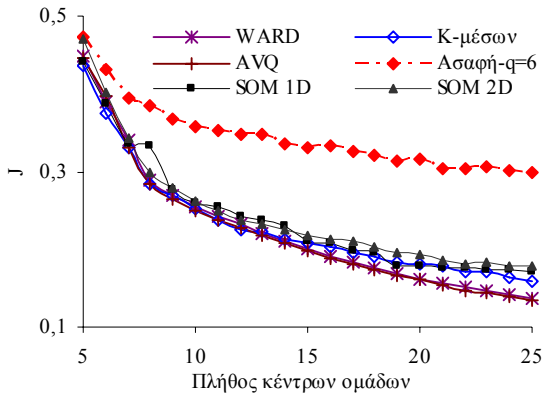
Σχήμα 2.26β: Κριτήρια αξιολόγησης συναρτήσει με το πλήθος των ομάδων για τις 7 ιεραρχικές μεθόδους

2.7.1.7. Σύγκριση μεθόδων

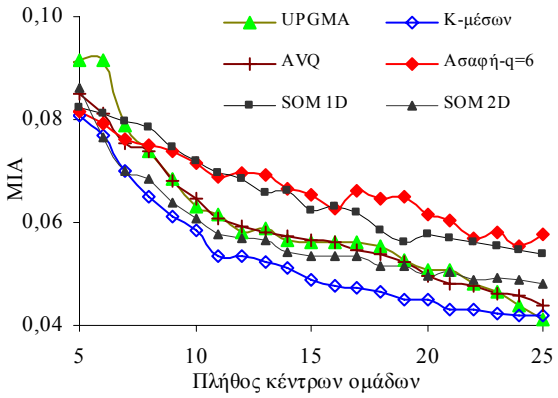
Στο σχήμα 2.27 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες για τον υπό μελέτη βιομηχανικό καταναλωτή. Η προτεινόμενη μέθοδος κ-μέσων δίνει τις μικρότερες τιμές για τους δείκτες καταλληλότητας *MIA*, *CDI*, *DBI* και *WCBCR*. Η βελτιστοποιημένη μέθοδος του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* και η ιεραρχική μέθοδος του μη σταθμισμένου μέσου όρου ομάδας ζευγαριού (UPGMA) αντίστοιχα για το δείκτη καταλληλότητας *SMI*. Η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη (SOM 2D) με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει για μεγάλο πλήθος ομάδων καλά αποτελέσματα για τους όλους τους δείκτες (ειδικά για το *SMI*). Αν παρατηρηθεί όμως το αντίστοιχο πλήθος των νεκρών κέντρων για την περίπτωση βελτιστοποίησης προς το δείκτη *SMI*, διαπιστώνεται ότι η μέθοδος έχει ουσιαστικά αστοχήσει λόγω του μεγάλου πλήθους ανενεργών κέντρων.

Σημειώνονται ότι:

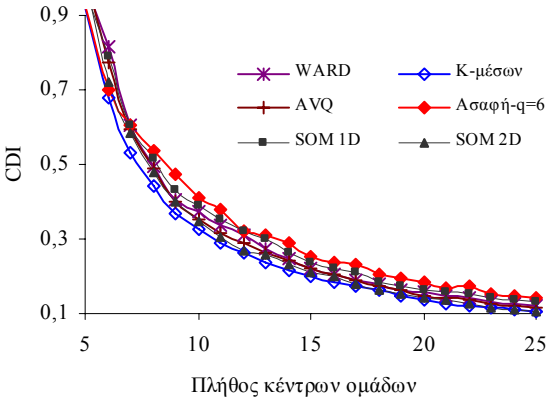
- ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* η ιεραρχική μέθοδος WARD παρουσιάζει παραπλήσια συμπεριφορά με τη μέθοδο του εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή,
- ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* και το το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση έχει ελαφρώς χειρότερα αριθμητικά αποτελέσματα από την κ-μέσων,
- ως προς το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* όλες οι μέθοδοι έχουν κοντινές αριθμητικές τιμές, με συνέπεια να μην υπάρχει έντονη διαφοροποίηση,
- ως προς το δείκτη πίνακα ομοιότητας *SMI* τα αριθμητικά αποτελέσματα όλων των μεθόδων αυξάνονται με την αύξηση του πλήθους των ομάδων, εκτός από τις περιπτώσεις που σχηματίζονται νέα νεκρά κέντρα,
- ως προς το δείκτη Davies-Bouldin με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων *DBI* η συμπεριφορά του δεν βελτιώνεται με την αύξηση του πλήθους των ομάδων, αντίθετα είναι αρκετά ασταθής,
- ως προς το δείκτη λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* όλες οι μέθοδοι έχουν κοντινές αριθμητικές τιμές, αν και οι δύο μέθοδοι του αυτό-οργανωμένου χάρτη έχουν συστηματικά χειρότερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες,
- ως προς τα νεκρά κέντρα η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *SMI* δίνει τα χειρότερα αποτελέσματα, ακολουθεί η μέθοδος των κ-μέσων με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *SMI*, ενώ η μέθοδος των κ-μέσων με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *WCBCR* δίνει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με των αντίστοιχων δεικτών *J* και *MIA*. Οι δε ιεραρχικές μέθοδοι λόγω δομής δεν παρουσιάζουν σε καμία περίπτωση νεκρό κέντρο.



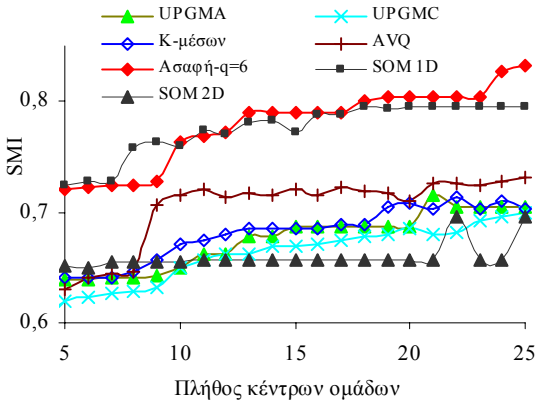
α. Δείκτης J



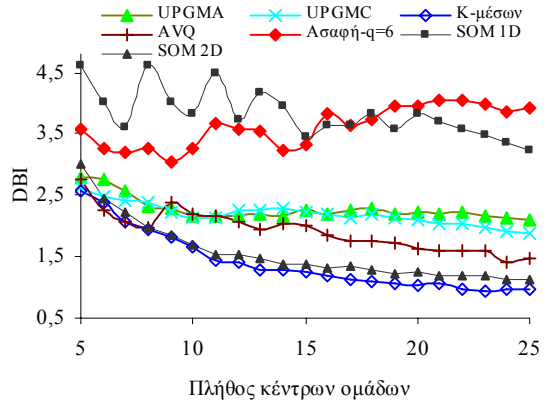
β. Δείκτης MIA



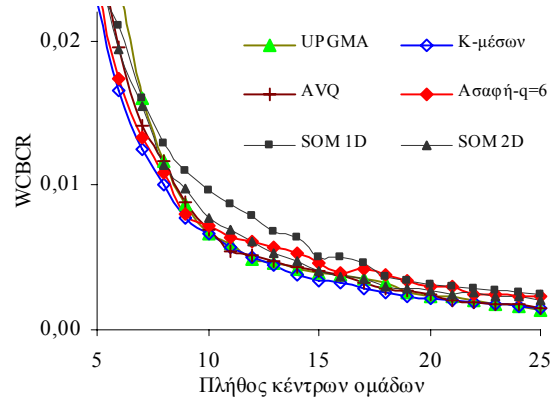
γ. Δείκτης CDI



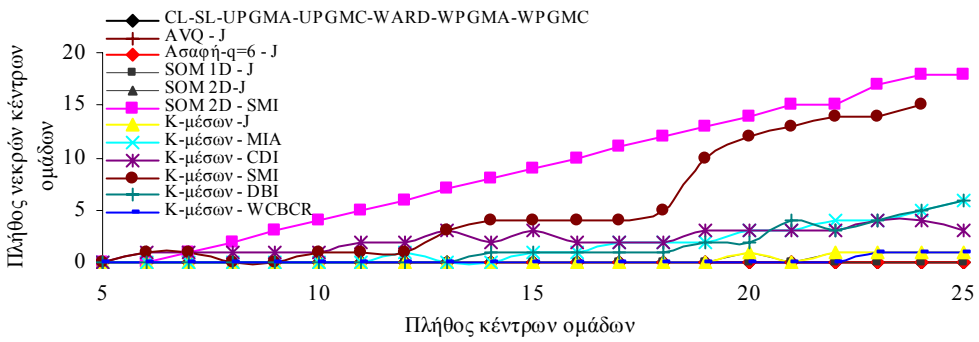
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.27: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης για τον υπό μελέτη βιομηχανικό καταναλωτή (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου και διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά)

- ως προς την υπολογιστικό χρόνο εκτέλεσης των υπό μελέτη μεθόδων η αντίστοιχη αναλογία είναι 0,05:1:24:36:50:100 (ιεραρχική : κ-μέσων : εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή : ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6: μονοδιάστατου SOM : διδιάστατου SOM με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση) μαζί με τη διαδικασία της βελτιστοποίησης παραμέτρων.

Στον ακόλουθο πίνακα καταγράφονται τα αντίστοιχα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δέκα αντιπροσωπευτικές ομάδες επιβεβαιώνοντας την υπεροχή της κ-μέσων για το συγκεκριμένο πελάτη.

Πίνακας 2.6: Αποτελέσματα δεικτών για 10 ομάδες του υπό μελέτη πελάτη με εφαρμογή όλων των μεθόδων ταξινόμησης μαζί με τις τελικές παραμέτρους βελτιστοποίησης (πλην των περιπτώσεων των αυτό-οργανωμένων χαρτών που οι ρυθμίσείς τους παρουσιάστηκαν αναλυτικά στη § 2.7.1.6)

Μέθοδος-Παράμετροι	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,2527	*0,05828*	*0,3239*	0,6711	*1,6515*	*0,006679*
a- b παράμετροι	0,10-0,77	0,19-0,35	0,35-0,55	0,17-0,48	0,18-0,37	0,11-0,60
AVQ	*0,2496*	0,06472	0,3537	0,7160	2,1884	0,006886
η_0 - $T_{\eta 0}$ παράμετροι	0,80-500	0,85-1500	0,85-500	0,75-2000	0,60- 500	0,70-500
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,3575	0,07144	0,3697	0,7635	3,2559	0,007153
a- b παράμετροι	0,31-0,49	0,27-0,31	0,18-0,36	0,13-0,54	0,10-0,59	0,10-0,46
CL	0,2973	0,07271	0,3977	0,7427	2,9928	0,010052
SL	0,7027	0,09644	0,5049	0,6798	2,4855	0,015696
UPGMA	0,3127	0,06297	0,4008	*0,6494*	2,1714	0,006684
UPGMC	0,4147	0,07656	0,4346	*0,6494*	2,1198	0,009908
WARD	0,2538	0,06804	0,3723	0,7296	2,7334	0,008399
WPGMA	0,3296	0,06807	0,4112	0,6781	2,4764	0,007991
WPGMC	0,5747	0,07386	0,4665	0,6900	2,7903	0,008884
Μονοδιάστατο SOM	0,2607	0,07189	0,3903	0,7588	3,8325	0,009631
SOM 55x2 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	0,2623	0,06059	0,3456	0,6549	1,6873	0,007787
a- b παράμετροι της κ-μέσων	0,15-0,69	0,24-0,28	0,36-0,51	0,44-0,11	0,22-0,30	0,22-0,30

Λαμβάνοντας υπόψη την ταχύτητα σύγκλισης και την απόδοση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων και το βασικό θεωρητικό πλεονέκτημα του δείκτη *WCBCR* που καλύπτει τα χαρακτηριστικά των δεικτών *J* και *CDI* προτείνεται η χρήση της βελτιστοποιημένης μεθόδου κ-μέσων ως μεθόδου κατηγοριοποίησης σε συνδυασμό με το δείκτη καταλληλότητας *WCBCR* για τον υπό μελέτη βιομηχανικό πελάτη μέσης τάσης. Η προτεινόμενη κατανομή ημερών του πελάτη με πλήθος επιθυμητών ημερών δέκα έχει παρουσιαστεί στον πίνακα 2.2, οι αντίστοιχες τυπικές ανηγμένες χρονολογικές καμπύλες έχουν καταγραφεί στο σχήμα 2.8 και έχουν σχολιαστεί στη § 2.7.1.1.

2.7.2. Ολοκλήρωση 1ου Σταδίου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Πελατών - Εύρεση Τυπικών Χρονολογικών Καμπυλών Κάθε Καταναλωτή εκ του Συνόλου Δείγματος Πελατών Μέσης Τάσης

Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για τους υπόλοιπους 93 πελάτες, όπου η ηλεκτρική συμπεριφορά του καθενός περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 8-12 ομάδων.

Αν συγκριθούν τα αποτελέσματα όλων των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους δείκτες καταλληλότητας, τότε προκύπτει ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J*, σύμφωνα με τον πίνακα 2.7. Η βελτιστοποιημένη κ-μέσων κυριαρχεί στους δείκτες *MIA*, *CDI* και *WCBCR*, ενώ ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής δίνει καλύτερα αποτελέσματα στους δείκτες *SMI* και *DBI*. Οι ιεραρχικές μέθοδοι (εκτός της πλήρους και της απλής σύνδεσης) δίνουν τα βέλτιστα αποτελέσματα για ένα μέρος των πελατών π.χ. για 46 πελάτες από τους 94 για το δείκτη *WCBCR*, οπότε δεν δύνανται να αγνοηθούν. Αντίθετα η μέθοδος της ασαφούς λογικής κ-μέσων και οι ιεραρχικές μέθοδοι πλήρους και απλής σύνδεσης δεν έχουν ουσιαστική συμμετοχή στη διαμόρφωση των βέλτιστων αποτελεσμάτων.

Πίνακας 2.7: Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης για το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης για 10 αντιπροσωπευτικές ομάδες

Μέθοδος	*Πλήθος πελατών με βέλτιστη συμπεριφορά ανά μέθοδο κατηγοριοποίησης για κάθε δείκτη καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	6	28	85	16	13	37
AVQ	2	2	0	32	47	1
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0	0	0	0	1	6
CL	0	1	0	0	0	0
SL	0	5	0	2	4	4
UPGMA	0	15	0	3	7	12
UPGMC	0	20	0	22	6	18
WARD	16	0	0	0	0	1
WPGMA	0	13	0	0	3	8
WPGMC	0	6	0	2	1	7
Μονοδιάστατο SOM	5	1	0	0	0	0
Διδιάστατο SOM με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών για διαστάσεις χάρτη & κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	65	3	9	17	12	0

Οι τιμές των παραμέτρων ρύθμισης των αυτό-οργανωμένων χαρτών κυμαίνονται κυρίως εντός των περιοχών που προσδιορίστηκαν για το βιομηχανικό πελάτη που παρουσιάστηκε αναλυτικά. Ειδικότερα η χρονική παράμετρο T_η και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης η_0 πρέπει να κυμαίνονται μεταξύ [500, 2000] και [0,1, 0,3] αντίστοιχα. Ο πολλαπλασιαστικός παράγοντας των εποχών της φάσης της αυτό-οργάνωσης ϕ πρέπει να λαμβάνει τιμές από το σύνολο {1,2}, ενώ οι τιμές του πολλαπλασιαστικού παράγοντα ξ εκτείνονται από 0,2 ως 1,0 . Για τον εκπαιδευόμενο διανυσματικό κβαντιστή η χρονική παράμετρο T_η και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης η_0 είναι αναγκαίο να κυμαίνονται μεταξύ [500, 5000] και [0,1, 0,9] αντίστοιχα, ενώ για τη βελτιστοποιημένη μέθοδο κ-μέσων δεν δύναται να υπάρξει περιορισμός στις αρχικές περιοχές τιμών των *a* και *b*.

Η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη απαιτεί το μεγαλύτερο υπολογιστικό χρόνο από όλες τις υπόλοιπες μεθόδους, ιδιαίτερα όταν βελτιστοποιούνται οι αντίστοιχοι παράμετροι του χάρτη. Γι' αυτό είναι δύσκολο να εφαρμοστεί για το σύνολο των πελατών, όταν το τελευταίο είναι πολυμελές. Αν δεν εφαρμοστεί αυτή η μέθοδος ταξινόμησης, τότε από τη σύγκριση των υπολοίπων μεθόδων προκύπτει ότι ο μονοδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης και η ιεραρχική μέθοδος Ward παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, όπως φαίνεται στον πίνακα 2.8. Για τους υπόλοιπους δείκτες τα αντίστοιχα αποτελέσματα των μεθόδων παραμένουν πρακτικά αναλλοίωτα.

Πίνακας 2.8: Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης για το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης για 10 αντιπροσωπευτικές ομάδες χωρίς τη μέθοδο του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη

Μέθοδος	*Πλήθος πελατών με βέλτιστη συμπεριφορά ανά μέθοδο κατηγοριοποίησης για κάθε δείκτη καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	19	28	94	24	18	37
AVQ	19	2	0	36	50	1
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0	0	0	0	2	6
CL	0	1	0	0	0	0
SL	0	5	0	2	5	4
UPGMA	0	16	0	3	8	12
UPGMC	0	21	0	26	6	18
WARD	26	1	0	0	1	1
WPGMA	0	13	0	1	3	8
WPGMC	0	6	0	2	1	7
Μονοδιάστατο SOM	30	1	0	0	0	0

Αν για το λόγο του απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου δεν εφαρμοστεί και ο μονοδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης, τότε η ιεραρχική μέθοδος Ward, η βελτιστοποιημένη κ-μέσων και ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής δίνουν τα βέλτιστα αποτελέσματα ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, όπως

φαίνεται στον πίνακα 2.9. Παρατηρείται όμως ότι η κ-μέσων παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά ως προς το σύνολο των δεικτών καταλληλότητας. Η χρήση των ιεραρχικών μεθόδων και του διανυσματικού κβαντιστή βελτιώνει την απόδοση του πρώτου επιπέδου της προτεινόμενης μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης πελατών.

Πίνακας 2.9: Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης για το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης για 10 αντιπροσωπευτικές ομάδες χωρίς τις μεθόδους του αυτό-οργανωμένου χάρτη

Μέθοδος	*Πλήθος πελατών με βέλτιστη συμπεριφορά ανά μέθοδο κατηγοριοποίησης για κάθε δείκτη καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	26	28	94	24	18	37
AVQ	26	2	0	36	50	1
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0	0	0	0	2	6
CL	0	1	0	0	0	0
SL	0	5	0	2	5	4
UPGMA	0	17	0	4	8	12
UPGMC	0	21	0	25	6	18
WARD	42	1	0	0	1	1
WPGMA	0	12	0	1	3	8
WPGMC	0	7	0	2	2	7

Από πλευράς δεικτών καταλληλότητας (όπως παρατηρήθηκε και στο βιομηχανικό πελάτη μέσης τάσης που παρουσιάστηκε αναλυτικά) οι δείκτες *SMI* και *DBI* δεν μπορούν να οδηγήσουν σε ασφαλή συμπεράσματα, διότι, αν χρησιμοποιηθούν ως δείκτες βελτιστοποίησης, καταλήγουν σε μεγάλο πλήθος νεκρών κέντρων. Ο μέσος δείκτης καταλληλότητας *MIA* παρουσιάζει μία μεγάλη διασπορά από πλευράς απόδοσης μεταξύ των μεθόδων ταξινόμησης. Ως δείκτης εκφράζει τη μέση τιμή των μέσων αποστάσεων ανάμεσα στα κέντρα των ομάδων και τα αντίστοιχα μέλη τους. Από πλευράς αποτελεσμάτων (περιγραφή των χρονολογικών καμπυλών του εκάστοτε πελάτη) η συμπεριφορά του κρίνεται ικανοποιητική. Επίσης προτείνεται η χρήση του δείκτη καταλληλότητας *WCBCR*, που καλύπτει τα χαρακτηριστικά και των δύο δεικτών *J* και *CDI*, καθώς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* λαμβάνει υπόψη του μόνο τις αποστάσεις των διανυσμάτων εισόδου από τα διανύσματα των αντιπροσωπευτικών ομάδων και ο δείκτης διασποράς ομαδοποίησης *CDI* τις αποστάσεις μεταξύ των κέντρων των ομάδων αντίστοιχα.

2.7.3. Ολοκλήρωση 2ου Σταδίου Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Πελατών - Εύρεση Τυπικών Αντιπροσωπευτικών Χρονολογικών Καμπυλών Ομάδων Πελατών Μέσης Τάσης

2.7.3.1. Γενικά

Κατά το δεύτερο στάδιο της μεθοδολογίας επιλέγεται αρχικά η αντιπροσωπευτική χρονολογική καμπύλη του κάθε πελάτη. Αυτή μπορεί να είναι είτε μία συγκεκριμένη ομάδα φορτίου, είτε η «πολυπληθέστερη», η οποία αντιστοιχεί στην ομάδα φορτίου με τα περισσότερα μέλη, είτε της «αιχμής», που η καμπύλη έχει τη μέγιστη τιμή κανονικοποιημένου φορτίου εντός εικοσιτετραώρου σε σχέση με όλες τις άλλες καμπύλες, είτε της «μέγιστης ενέργειας», δηλαδή η καμπύλη με τη μεγαλύτερη ενέργεια εντός εικοσιτετραώρου. Παράλληλα επιλέγεται ο δείκτης καταλληλότητας, μέσω του οποίου έχει πραγματοποιηθεί η ρύθμιση παραμέτρων των μεθόδων κατηγοριοποίησης, ώστε να χρησιμοποιηθούν τα βέλτιστα αποτελέσματα. Ήδη έχουν προταθεί οι δείκτες *MIA* και *WCBCR*, με βάση τα αναφερθέντα στη § 2.7.2.

Εναλλακτικά μπορεί να παρακαμφθεί το πρώτο στάδιο της μεθοδολογίας και να χρησιμοποιηθούν είτε οι καμπύλες φορτίου πελατών μίας συγκεκριμένης ημερομηνίας, είτε η μέση τιμή μίας συγκεκριμένης ημερολογιακής περιόδου. Με την παράλειψη όμως του πρώτου σταδίου δεν εξασφαλίζεται η αντιπροσωπευτικότητα της χρησιμοποιούμενης τυπικής καμπύλης του εκάστοτε πελάτη.

Ακολούθως για το διαμορφωμένο σύνολο αντιπροσωπευτικών καμπυλών των πελατών χρησιμοποιούνται οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης με βελτιστοποίηση των παραμέτρων τους ως προς τους δείκτες καταλληλότητάς τους, όπως συνέβη και στο πρώτο στάδιο. Από την εκτέλεση προκύπτουν οι ομάδες πελατών και οι αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται ενδεικτικά τρεις περιπτώσεις υλοποίησης του δεύτερου σταδίου για το σύνολο των 94 επιλεγμένων πελατών μέσης τάσης του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος.

2.7.3.2. Επιλογή της πολυπληθέστερης ομάδας του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας WCBCR

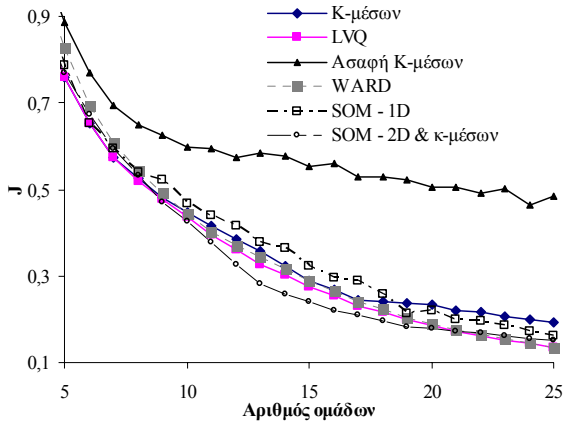
Στο σχήμα 2.28 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για το σύνολο των χρονολογικών καμπυλών που αντιπροσωπεύουν την πολυπληθέστερη ομάδα φορτίου έχοντας χρησιμοποιήσει τα αποτελέσματα του 1^{ου} σταδίου με δείκτη βελτιστοποίησης *WCBCR*. Παρατηρείται ότι:

- ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *WCBCR* παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά μεταξύ των τιμών 8 και 20 ομάδων πελατών,
- ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα μέχρι την ομάδα 10, ενώ για μεγαλύτερο αριθμό ομάδων κυριαρχούν οι ιεραρχικές μέθοδοι UPGMA και UPGMC και η μέθοδος του διανυσματικού κβαντιστή,
- ως προς το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* όλες οι μέθοδοι έχουν κοντινές αριθμητικές τιμές, αν και τις καλύτερες δίνουν η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων και η μέθοδος του διανυσματικού κβαντιστή,
- ως προς το δείκτη πίνακα ομοιότητας *SMI* κυριαρχούν η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων και η ιεραρχική UPGMC,
- ως προς το δείκτη Davies-Bouldin με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων *DBI* ο αλγόριθμος WARD παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά,
- ως προς το δείκτη λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* όλες οι μέθοδοι έχουν κοντινές αριθμητικές τιμές, κυριαρχώντας η κ-μέσων και οι ιεραρχικές UPGMA, UPGMC και WPGMA,
- ως προς τα νεκρά κέντρα η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση παρουσιάζει τα περισσότερα νεκρά κέντρα, ακολουθεί η μέθοδος των κ-μέσων, ενώ οι υπόλοιπες έχουν μηδενικές τιμές.

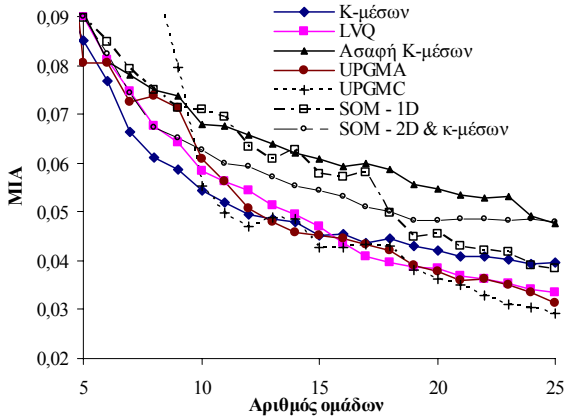
Από τη μελέτη της συμπεριφοράς του δείκτη καταλληλότητας *WCBCR* προκύπτει ότι για 12 ομάδες και άνω η βελτίωση του δείκτη δεν είναι σημαντική. Λαμβάνοντας υπόψη ότι ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και της τετραγωνικής ρίζας του συνολικού πλήθους των πελατών [29], στην παρούσα περίπτωση μπορεί να φτάνει ως το 10 (για 94 πελάτες). Οπότε τελικά επιλέγεται η χρήση δώδεκα τυπικών ομάδων, ώστε να συμψηφιστούν οι προαναφερθείσες επισημάνσεις. Στον πίνακα 2.10 καταγράφονται τα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δώδεκα αντιπροσωπευτικές ομάδες πελατών διαπιστώνοντας την υπεροχή της ιεραρχικής μεθόδου UPGMC για τη συγκεκριμένη περίπτωση ως προς τους δείκτες *MIA*, *SMI* και *WCBCR*.

Πίνακας 2.10: Αποτελέσματα δεικτών αξιολόγησης από την εφαρμογή όλων των μεθόδων ταξινόμησης για τη διαμόρφωση 12 τυπικών ομάδων από το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του ελληνικού συστήματος με επιλογή της πολυπληθέστερης τυπικής χρονολογικής καμπύλης κάθε πελάτη και χρήση των αποτελεσμάτων του πρώτου σταδίου κατηγοριοποίησης ως προς το δείκτη *WCBCR*

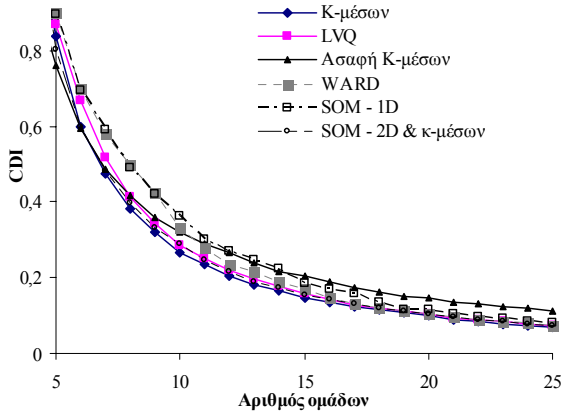
Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,3840	0,04950	*0,2064*	0,6732	1,6694	0,004100
LVQ	0,3601	0,05453	0,2215	0,6736	*1,2345*	0,004877
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,5751	0,06559	0,2656	0,7411	2,1210	0,007577
CL	0,4058	0,05484	0,2291	0,7010	1,7056	0,004926
SL	1,2718	0,08737	0,3421	0,7050	2,7942	0,011694
UPGMA	0,4956	0,05070	0,2442	0,6664	1,6341	0,004008
UPGMC	0,5462	*0,04696*	0,2528	*0,6593*	1,8610	*0,003315*
WARD	0,3728	0,05369	0,2349	0,6984	1,7817	0,005258
WPGMA	0,4573	0,05367	0,2288	0,6768	1,6965	0,004452
WPGMC	0,4617	0,05579	0,2301	0,6752	1,6779	0,004712
Μονοδιάστατο SOM	0,4163	0,06330	0,2694	0,7184	2,0013	0,008752
SOM 14x3 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,3265*	0,05920	0,2157	0,6676	1,7604	0,006599



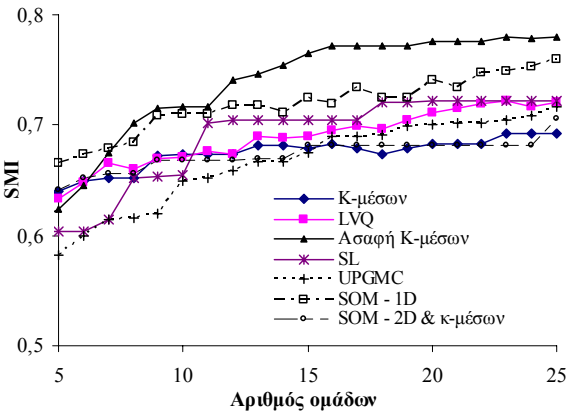
α. Δείκτης J



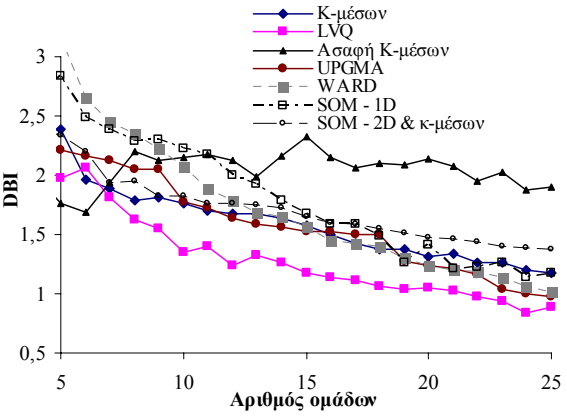
β. Δείκτης MIA



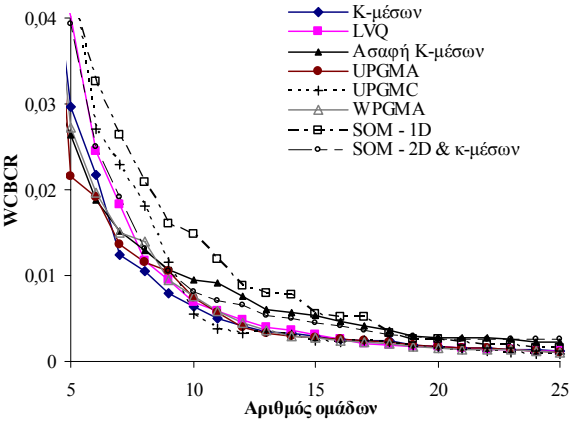
γ. Δείκτης CDI



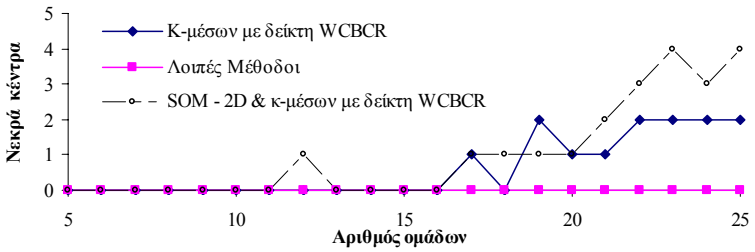
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.28: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου SOM, διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά) με εφαρμογή στο σύνολο των αντιπροσωπευτικών χρονολογικών καμπυλών πελατών που αντιστοιχούν στην πολυπληθέστερη ομάδα και τη χρήση του δείκτη *WCBCR*

Χρησιμοποιώντας την ιεραρχική μέθοδο UPGMC με κριτήριο αξιολόγησης *WCBCR* για δώδεκα ομάδες τυπικών πελατών προκύπτουν η κατανομή των πελατών στις ομάδες συσχετιζόμενη με το είδος χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας (πίνακας 2.11) και οι αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές τυπικές εικοσιτετράωρες χρονολογικές καμπύλες φορτίου (σχήμα 2.29). Τα αποτελέσματα αυτά είναι χρήσιμα στους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας πελατών μέσης τάσης, διότι είναι σε θέση να μελετήσουν την ηλεκτρική συμπεριφορά των καταναλωτών και να εξάγουν χρήσιμες πληροφορίες για τις ώρες λειτουργίας τους, τις διακυμάνσεις του φορτίου τους, τα συνήθη επίπεδα μέγιστης ζήτησης σε σχέση με τις αντίστοιχες αιχμές τους κα. Στην παρούσα περίπτωση διαπιστώνεται ότι πέντε ομάδες έχουν από ένα μέλος, ενώ οι υπόλοιπες 89 κατανέμονται σε επτά ομάδες (ανάμεσα στο 2 και στο $\text{int}(\sqrt{89}) \approx 9$).

Ως προς τη συμπεριφορά των πελατών από πλευράς κατανάλωσης ηλεκτρισμού η ομάδα 1 χαρακτηρίζεται από σταθερή ζήτηση φορτίου γύρω στο 10% επί της αιχμής της και καλύπτει ένα σημαντικό μέρος του συνόλου των πελατών (22 από τους 94). Σταθερή ζήτηση ισχύος παρουσιάζουν επίσης οι ομάδες 7 και 12 με αντίστοιχα ποσοστά επί της αιχμής 45% και 80%. Ωστόσο η ομάδα 12 αποτελείται αμιγώς από βιομηχανικούς πελάτες. Η ομάδα 3 περιέχει το μεγαλύτερο αριθμό πελατών (40 από 94) και η συμπεριφορά της είναι χαρακτηριστική: σταδιακή αύξηση του φορτίου ως το 45% επί της αιχμής από τις 06:00 ως τις 10:00, μία μικρή διακύμανση λίγο μετά τις 12:00 και έπειτα αργή μείωση του φορτίου από τις 14:00 ως τις 24:00 που φτάνει στην περιοχή ελάχιστου φορτίου (περίπου στο 18% επί της αιχμής).

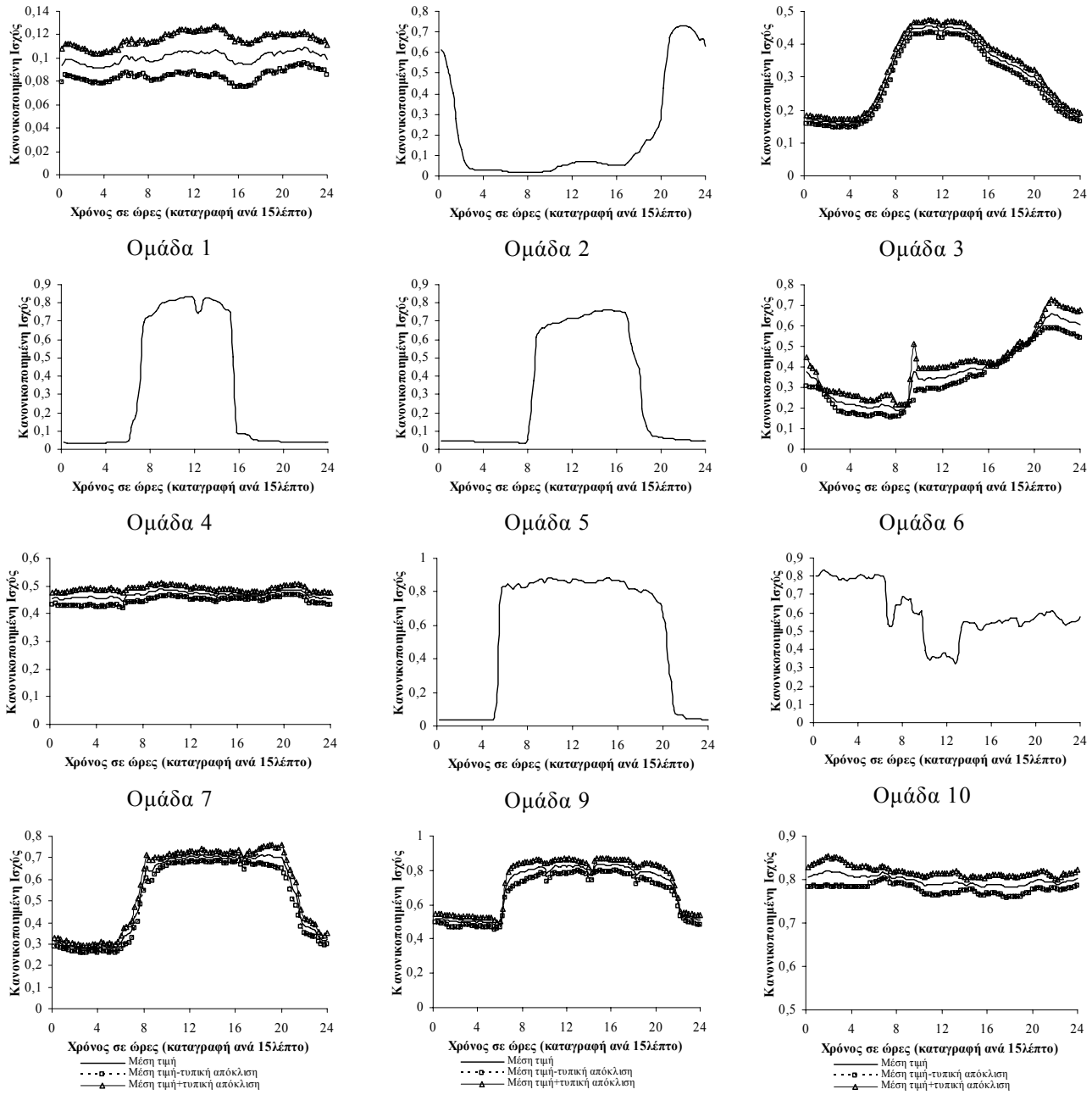
Η ομάδα 8 παρουσιάζει μία απότομη αύξηση του φορτίου της από το 30% στο 70% επί της αιχμής γύρω στις 08:00, παραμένει σταθερή ως τις 20:00 και στη συνέχεια μειώνεται γρήγορα μέχρι το αρχικό επίπεδο φορτίου στις 23:00. Τέτοια συμπεριφορά παρουσιάζουν εμπορικοί και βιομηχανικοί πελάτες, σε αντίθεση με την ομάδα 11 που αποτελείται αμιγώς από βιομηχανικούς πελάτες. Η ζητούμενη ισχύς της τελευταίας αυξάνεται απότομα στις 06:00 από το 50% επί της αιχμής στο 85%, παραμένει σταθερή μέχρι τις 22:00, όπου μειώνεται απότομα στο αρχικό επίπεδο. Στις 14:00 διαπιστώνεται μία μικρή αυξομείωση του φορτίου λόγω αλλαγής της βάρδιας.

Οι μεμονωμένοι πελάτες των ομάδων 4, 5 και 9 παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με των 8 και 11, απλώς έχουν κάποια ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, που εντοπίζονται κυρίως στο εξαιρετικά χαμηλό φορτίο κατά τις ώρες του ελαχίστου (κάτω από το 10%), ενώ η μέγιστη ζήτησή τους φτάνει στο 80% επί της αιχμής. Ο πελάτης της ομάδας 4 δραστηριοποιείται για ένα οκτάωρο (07:30-15:30), αντίστοιχα της ομάδας 5 για ένα δωδεκάωρο (08:00-20:00) με όμοια συμπεριφορά με της ομάδας 8, και της ομάδας 9 για δεκαέξι ώρες (05:30-21:30) με όμοια συμπεριφορά με της ομάδας 11.

Η ομάδα 6 αποτελείται από δύο εμπορικούς πελάτες, οι οποίοι παρουσιάζουν μειωμένη ζήτηση κατά τις πρωινές ώρες (γύρω στο 25% της αιχμής), μία αύξηση του φορτίου από τις 10:00, η οποία κορυφώνεται στις 22:00 (γύρω στο 70% επί της αιχμής). Ακολούθως υπάρχει μία σταδιακή μείωση ως τις 03:00. Παρόμοια η ομάδα 2 παρουσιάζει έντονη δραστηριότητα κατά τις νυχτερινές ώρες μεταξύ 20:00 και 02:00 φθάνοντας στο 75% επί της αιχμής, ενώ κατά την υπόλοιπη διάρκεια της ημέρας κυμαίνεται σε χαμηλά επίπεδα (κάτω του 10% επί της αιχμής).

Πίνακας 2.11: Κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης ανά είδος χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας σε 12 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της μεθόδου UPGMC, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της πολυπληθέστερης αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης του κάθε πελάτη

		Είδος χρήσης (1→εμπορικός, 2→βιομηχανικός, 3→δημόσιο, 4→έλξη, 5→δημόσιες επιχειρήσεις)					Σύνολο Πελατών ανά Ομάδα Τυπικού Πελάτη
		1	2	3	4	5	
Ομάδα Φορτίου Τυπικού Πελάτη	1	12	6	2	1	1	22
	2	1	0	0	0	0	1
	3	26	9	2	2	1	40
	4	0	1	0	0	0	1
	5	1	0	0	0	0	1
	6	2	0	0	0	0	2
	7	5	3	1	0	0	9
	8	6	2	0	0	0	8
	9	0	1	0	0	0	1
	10	0	1	0	0	0	1
	11	0	3	0	0	0	3
	12	0	5	0	0	0	5
Σύνολο		53	31	5	3	2	94



Σχήμα 2.29: Κανονικοποιημένες χρονολογικές καμπύλες τυπικών πελατών σύμφωνα με την κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης σε 12 ομάδες φορτίου με χρήση της μεθόδου UPGMC, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της πολυπληθέστερης αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης κάθε πελάτη

Ο μεμονωμένος πελάτης της ομάδας 10 παρουσιάζει μία μέγιστη σταθερή ζήτηση ισχύος 80% επί της αιχμής κατά τη διάρκεια ενός επταώρου (23:30-06:30), μία ελάχιστη κατά τις ώρες 10:00–13:00, ενώ κατά το υπόλοιπο εικοσιτετράωρο υπάρχουν ενδιάμεσες διακυμάνσεις.

Γενικά παρατηρείται ότι δεν υπάρχει διαφοροποίηση μεταξύ βιομηχανικών και εμπορικών πελατών, αν εξαιρεθούν οι ομάδες υψηλής ζήτησης φορτίου (11 και 12). Δηλαδή το είδος της οικονομικής δραστηριότητας δεν επηρεάζει μονοσήμαντα την ηλεκτρική συμπεριφορά των πελατών, όπως άλλωστε έχει διαπιστωθεί ήδη στα [5, 26, 29].

2.7.3.3. Επιλογή της πολυπληθέστερης ομάδας του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας MIA

Στο σχήμα 2.30 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για το σύνολο των χρονολογικών καμπυλών που αντιπροσωπεύουν την

πολυπληθέστερη ομάδα φορτίου έχοντας χρησιμοποιήσει τα αποτελέσματα του 1ου σταδίου με δείκτη βελτιστοποίησης *MIA*. Παρατηρείται ότι:

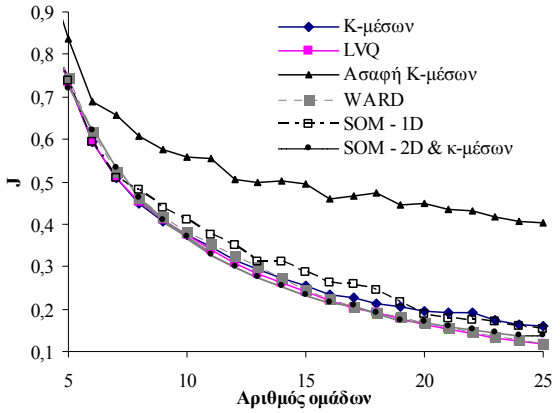
- ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* η μέθοδος των κ-μέσων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα μεταξύ 5 και 9 ομάδων πελατών, του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *MIA* μεταξύ των 10 και 16, και του διανυσματικού κβαντιστή από 17 και άνω,
- ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα μέχρι την ομάδα 16, ενώ για μεγαλύτερο αριθμό ομάδων κυριαρχούν οι ιεραρχικές μέθοδοι WPGMC και UPGMC,
- ως προς το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* τις καλύτερες τιμές δίνει η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων,
- ως προς το δείκτη πίνακα ομοιότητας *SMI* οι ιεραρχικές μέθοδοι WPGMC και UPGMC κυριαρχούν μέχρι τις 14 ομάδες και ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *MIA* από 15 και άνω,
- ως προς το δείκτη Davies-Bouldin με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων *DBI* ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά,
- ως προς το δείκτη *WCBCR* η ασαφής λογική κ-μέσων κυριαρχεί ως τις 6 ομάδες, η βελτιστοποιημένη κ-μέσων από 7 ως τις 16 ομάδες και οι ιεραρχικές UPGMC και WPGMC από 17 και άνω,
- ως προς τα νεκρά κέντρα η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση παρουσιάζει νωρίτερα νεκρά κέντρα, ακολουθεί η μέθοδος των κ-μέσων, ενώ οι υπόλοιπες έχουν μηδενικές τιμές.

Από τη μελέτη της συμπεριφοράς του δείκτη καταλληλότητας *MIA* προκύπτει ότι από 15 ομάδες και άνω δεν βελτιώνεται η απόδοσή του με χρήση της κ-μέσων, καθώς σχηματίζονται νεκρά κέντρα, ενώ από 11 και άνω η βελτίωση είναι μικρή. Λαμβάνοντας υπόψη ότι ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και του 10, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, επιλέγεται τελικά η χρήση δώδεκα τυπικών ομάδων. Στον πίνακα 2.12 καταγράφονται τα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δώδεκα αντιπροσωπευτικές ομάδες πελατών διαπιστώνοντας την υπεροχή της βελτιστοποιημένης κ-μέσων για τη συγκεκριμένη περίπτωση ως προς τους δείκτες *MIA, CDI* και *WCBCR*.

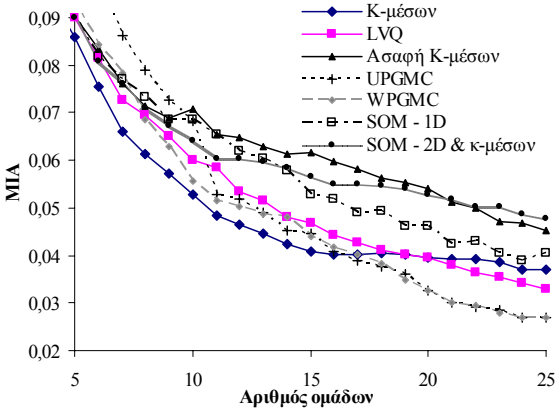
Πίνακας 2.12: Αποτελέσματα δεικτών αξιολόγησης από την εφαρμογή όλων των μεθόδων ταξινόμησης για τη διαμόρφωση 12 τυπικών ομάδων από το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του ελληνικού συστήματος με επιλογή της πολυπληθέστερης τυπικής χρονολογικής καμπύλης κάθε πελάτη και χρήση των αποτελεσμάτων του πρώτου σταδίου κατηγοριοποίησης ως προς το δείκτη *MIA*

Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,3158	*0,04653*	*0,1926*	0,6794	1,4247	*0,003554*
LVQ	0,3095	0,05333	0,2149	0,6799	*1,1692*	0,005119
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,5060	0,06486	0,2468	0,7411	2,0273	0,006661
CL	0,3245	0,05360	0,2151	0,6822	1,6530	0,005038
SL	1,4537	0,09930	0,3194	0,7025	2,6676	0,016467
UPGMA	0,4319	0,05316	0,2495	0,6837	1,5555	0,005044
UPGMC	0,4439	0,05171	0,2462	*0,6698*	1,5762	0,004553
WARD	0,3251	0,05633	0,2181	0,7210	1,7346	0,005748
WPGMA	0,3570	0,05297	0,2180	0,6810	1,6163	0,004751
WPGMC	0,4918	0,05023	0,2493	*0,6698*	1,6710	0,004073
Μονοδιάστατο SOM	0,35153	0,06181	0,2391	0,7189	1,7713	0,007827
SOM 16x3 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,3004*	0,06042	0,2044	0,6818	1,6401	0,007582

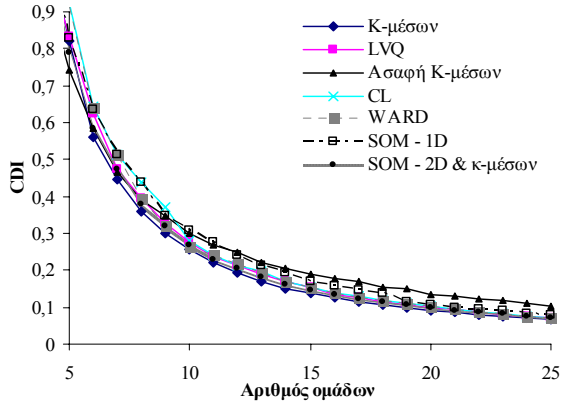
Χρησιμοποιώντας τη βελτιστοποιημένη κ-μέσων με κριτήριο αξιολόγησης *MIA* προκύπτουν η κατανομή των καταναλωτών σε δώδεκα ομάδες τυπικών πελατών συσχετιζόμενη με το είδος χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας (πίνακας 2.13) και οι αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές τυπικές εικοσιτετράωρες χρονολογικές καμπύλες φορτίου (σχήμα 2.31).



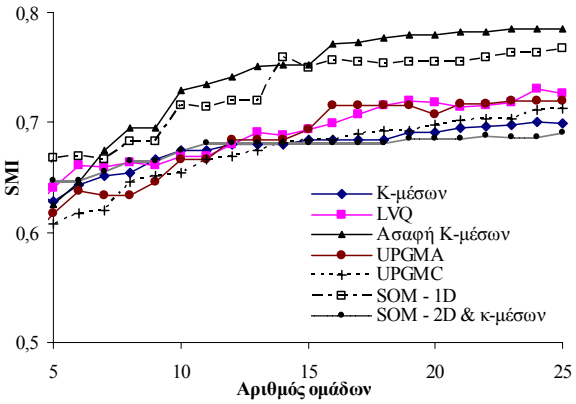
α. Δείκτης J



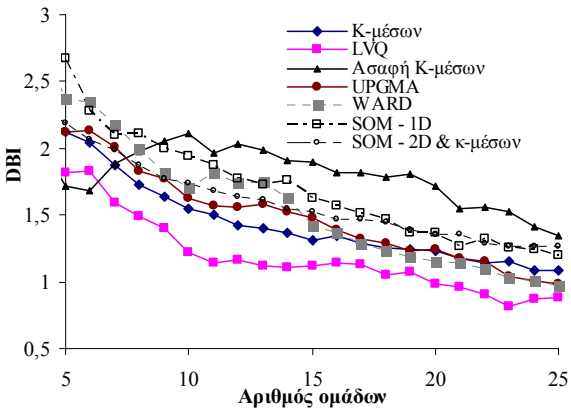
β. Δείκτης MIA



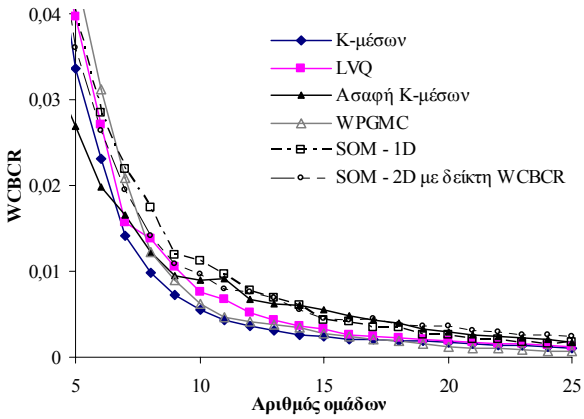
γ. Δείκτης CDI



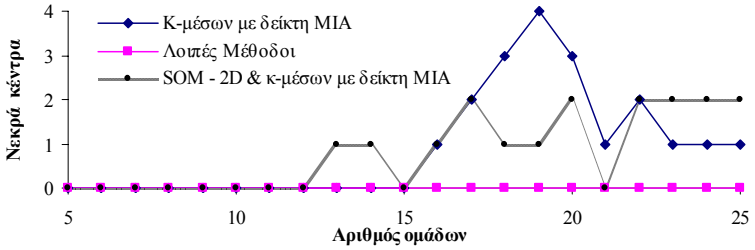
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI

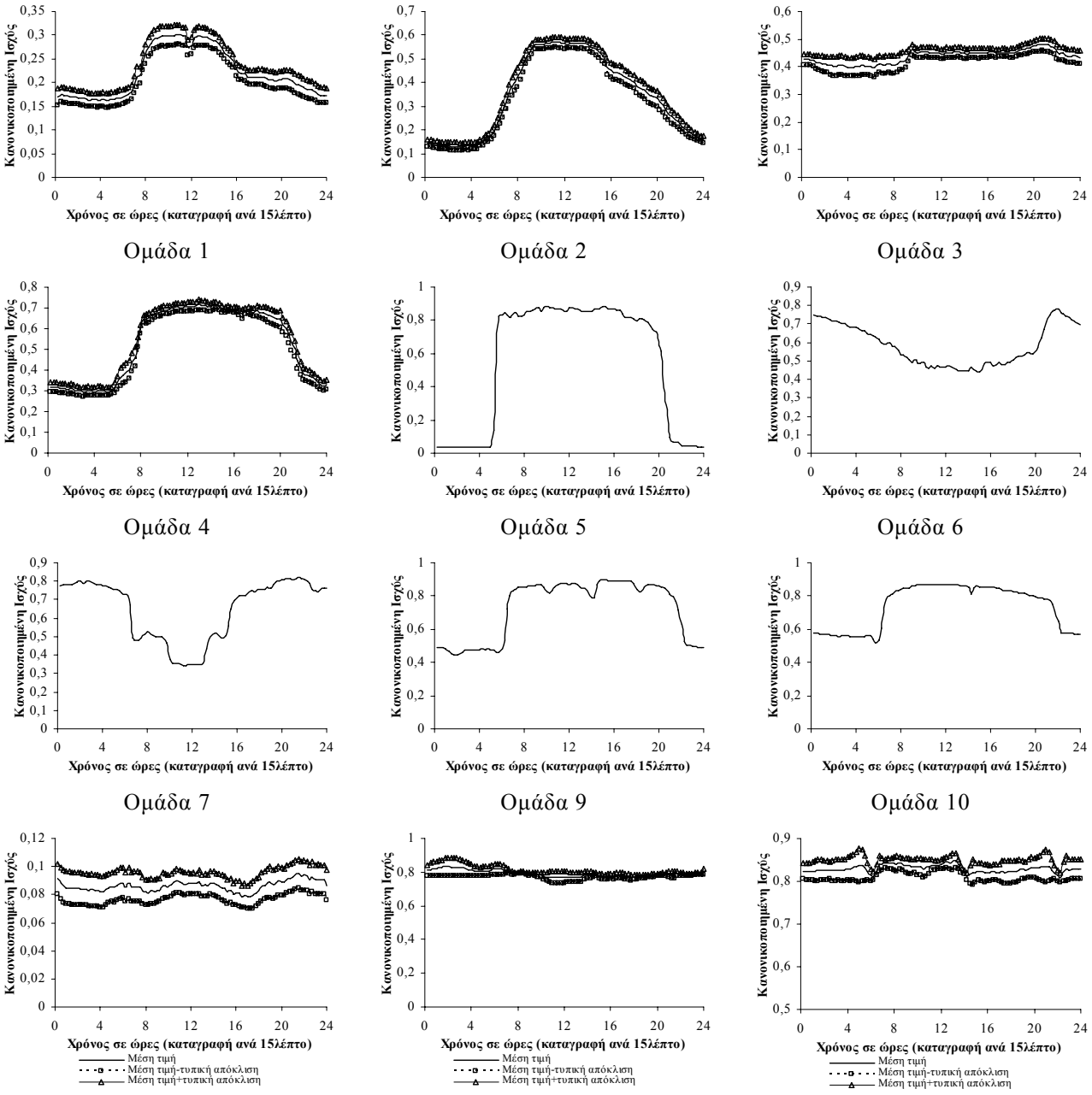


στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.30: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου SOM, διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά) με εφαρμογή στο σύνολο των αντιπροσωπευτικών χρονολογικών καμπυλών πελατών που αντιστοιχούν στην πολυπληθέστερη ομάδα και τη χρήση του δείκτη *MIA*



Σχήμα 2.31: Κανονικοποιημένες χρονολογικές καμπύλες τυπικών πελατών σύμφωνα με την κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης σε 12 ομάδες φορτίου με χρήση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων, του κριτηρίου αξιολόγησης *MIA* και της πολυπληθέστερης αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης κάθε πελάτη

Τα δύο κριτήρια αξιολόγησης οδηγούν σε πανομοιότυπα, άλλα όχι ίδια αποτελέσματα. Καταρχήν πέντε πελάτες σχηματίζουν ισάριθμες ομάδες, ενώ οι υπόλοιποι ογδόντα εννιά κατανέμονται σε επτά.

Συγκεκριμένα η ομάδα 1 περιέχει 23 από 94 πελάτες και η συμπεριφορά της είναι χαρακτηριστική: σταδιακή αύξηση του φορτίου από το 18% στο 32% επί της αιχμής από τις 07:00 ως τις 09:00, μία μικρή διακύμανση στις 12:00 και έπειτα μείωση του φορτίου σε δύο φάσεις, από τις 14:00 ως τις 16:00 κατά 10% επί της αιχμής και το υπόλοιπο ποσοστό από τις 16:00 ως τις 24:00 που φτάνει στην περιοχή του ελαχίστου. Αντίστοιχα η ομάδα 2 με 22 από 94 πελάτες παρουσιάζει σταδιακή αύξηση του φορτίου ως το 55% επί της αιχμής από τις 06:00 ως τις 10:00, σταθερή ζήτηση ως τις 14:00 και έπειτα αργή μείωση του φορτίου ως τις 24:00 μέχρι το ελάχιστο. Οι ομάδες 1 και 2 έχουν προέλθει από ανακατανομή των στοιχείων των ομάδων 3 (με 40 από 94 πελάτες), 4, 5 και 6 με τη χρήση του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR*.

Η ομάδα 3 χαρακτηρίζεται από σταθερή ζήτηση φορτίου γύρω στο 45% επί της αιχμής της. Όμοια οι ομάδες 8, 11 και 12 παρουσιάζουν ζήτηση με αντίστοιχα ποσοστά επί της αιχμής 10%, 80% και 82%. Η

ομάδα 12 χαρακτηρίζεται από συμμετρικές διακυμάνσεις φορτίου ανά οκτάωρο που οφείλονται στην αλλαγή βάρδιας. Οι ομάδες 3 και 8 ταυτίζονται με τις 7 και 1 της προηγούμενης παραγράφου, ενώ οι 11 και οι 12 προέκυψαν από τη διάσπαση της αντίστοιχης 12.

Πίνακας 2.13: Κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης ανά είδος χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας σε 12 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων, του κριτηρίου αξιολόγησης *MIA* και της πολυπληθέστερης αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης του κάθε πελάτη

		Είδος χρήσης (1→εμπορικός, 2→βιομηχανικός, 3→δημόσιο, 4→έλξη, 5→δημόσιες επιχειρήσεις)					Σύνολο Πελατών ανά Ομάδα Τυπικού Πελάτη
		1	2	3	4	5	
Ομάδα Φορτίου Τυπικού Πελάτη	1	12	8	1	0	2	23
	2	15	4	1	2	0	22
	3	7	3	1	0	0	11
	4	7	2	0	0	0	9
	5	0	1	0	0	0	1
	6	1	0	0	0	0	1
	7	0	1	0	0	0	1
	8	11	5	2	1	0	19
	9	0	1	0	0	0	1
	10	0	1	0	0	0	1
	11	0	3	0	0	0	3
	12	0	2	0	0	0	2
Σύνολο		53	31	5	3	2	94

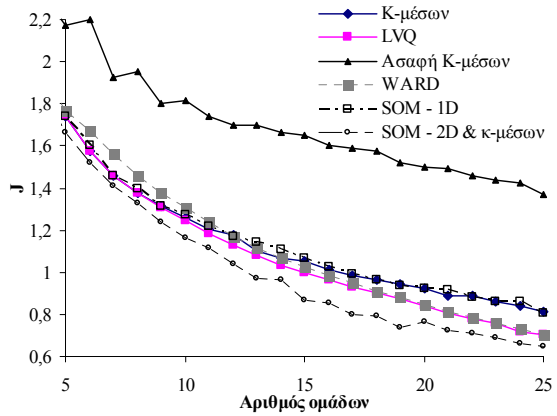
Η ομάδα 4 παρουσιάζει μία αύξηση του φορτίου της από το 30% στο 70% επί της αιχμής γύρω στις 08:00, παραμένει σταθερή ως τις 20:00 και στη συνέχεια μειώνεται γρήγορα μέχρι το αρχικό επίπεδο φορτίου στις 23:00. Ουσιαστικά αντιστοιχεί στην ομάδα 8 που προκύπτει από τη χρήση του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR*. Αντίστοιχα οι μεμονωμένοι πελάτες των ομάδων 5, 6 και 7 ταυτίζονται με τις ομάδες 9, 6 και 10. Οι μεμονωμένοι πελάτες των ομάδων 9 και 10 έχουν προκύψει πρακτικά από διάσπαση της ομάδας 11 με χρήση του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR*. Η δε συμπεριφορά τους είναι πανομοιότυπη, αν εξαιρεθούν κάποιες μικρές διακυμάνσεις τις ώρες σταθερού υψηλού φορτίου.

Οι βασικές κατηγορίες τυπικών πελατών διαμορφώθηκαν με τη χρήση και των δύο κριτηρίων αξιολόγησης. Πέρα από τις διασπάσεις και τις συγχωνεύσεις ορισμένων ομάδων αξιοσημείωτο είναι ότι με τη χρήση του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA* ορισμένοι χαρακτηριστικοί πελάτες δεν προσδιορίστηκαν, όπως ο μεμονωμένος πελάτης της ομάδας 2 με χρήση του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* κατατάχθηκε στην ομάδα 8 με χρήση του κριτηρίου *MIA*. Δηλαδή για το ίδιο πλήθος ομάδων ο δείκτης λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* δίνει ποιοτικώς καλύτερα αποτελέσματα από το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA*. Σε κάθε περίπτωση όμως η επιλογή του δείκτη καταλληλότητας βαρύνει το χρήστη της μεθοδολογίας.

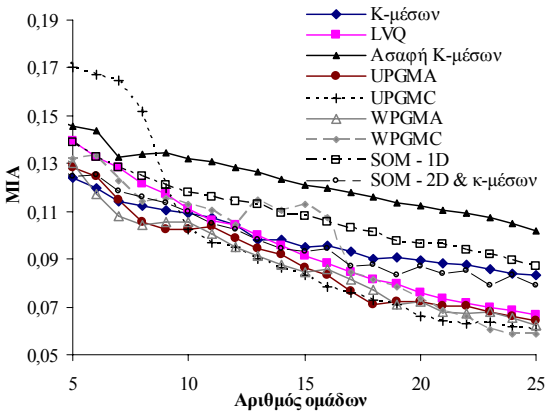
2.7.3.4. Επιλογή της ομάδας αιχμής του κάθε πελάτη με χρήση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης του πρώτου σταδίου ως προς το δείκτη καταλληλότητας WCBCR

Στο σχήμα 2.32 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για το σύνολο των χρονολογικών καμπυλών που αντιπροσωπεύουν την ομάδα αιχμής φορτίου έχοντας χρησιμοποιήσει τα αποτελέσματα του $1^{ου}$ σταδίου με δείκτη βελτιστοποίησης *WCBCR*. Παρατηρείται ότι:

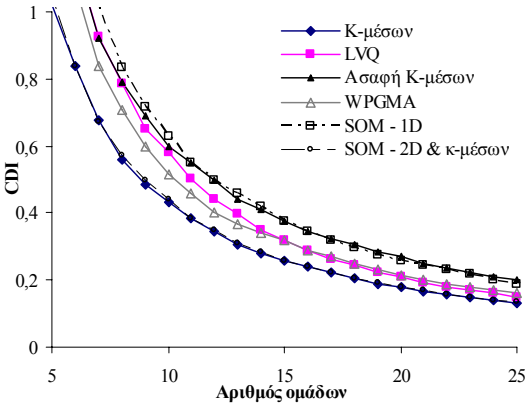
- ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J* η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *WCBCR* δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για το σύνολο των ομάδων,
- ως προς το μέσο δείκτη καταλληλότητας *MIA* κυριαρχούν οι ιεραρχικές μέθοδοι WPGMA, WPGMC, UPGMA και κυρίως η UPGMC,
- ως προς το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων και η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση με βελτιστοποίηση ως προς το δείκτη *WCBCR* δίνουν τις καλύτερες τιμές,



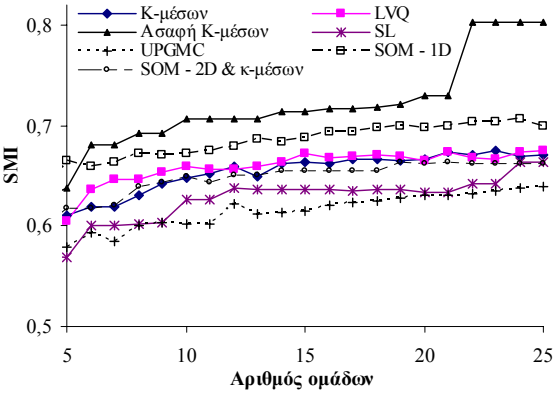
α. Δείκτης J



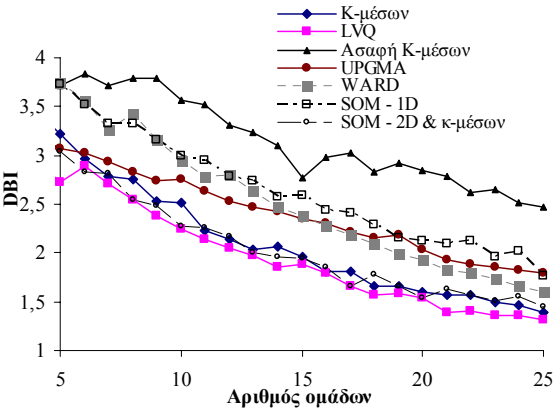
β. Δείκτης MIA



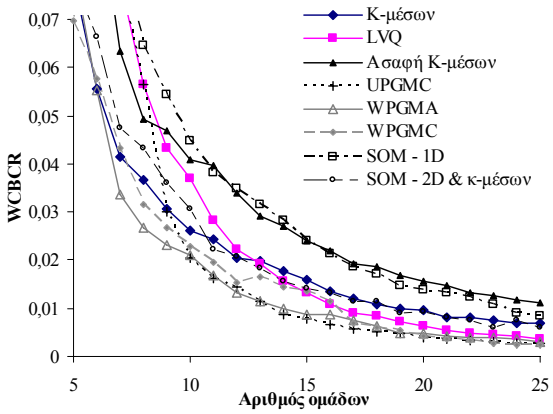
γ. Δείκτης CDI



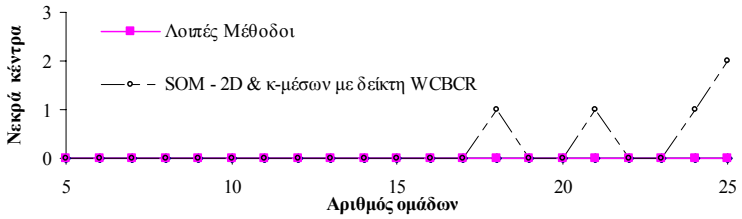
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.32: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου SOM, διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά) με εφαρμογή στο σύνολο των αντιπροσωπευτικών χρονολογικών καμπυλών πελατών που αντιστοιχούν στην αιχμή φορτίου και τη χρήση του δείκτη *WCBCR*

- ως προς το δείκτη πίνακα ομοιότητας *SMI* η ιεραρχική μέθοδος UPGMC κυριαρχεί σε όλο το φάσμα ομάδων,
- ως προς το δείκτη Davies-Bouldin με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων *DBI* ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά,
- ως προς το δείκτη *WCBCR* κυριαρχούν οι ιεραρχικές μέθοδοι WPGMA, WPGMC, και κυρίως η UPGMC,
- ως προς τα νεκρά κέντρα η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση παρουσιάζει νωρίτερα νεκρά κέντρα, ενώ οι υπόλοιπες έχουν μηδενικές τιμές.

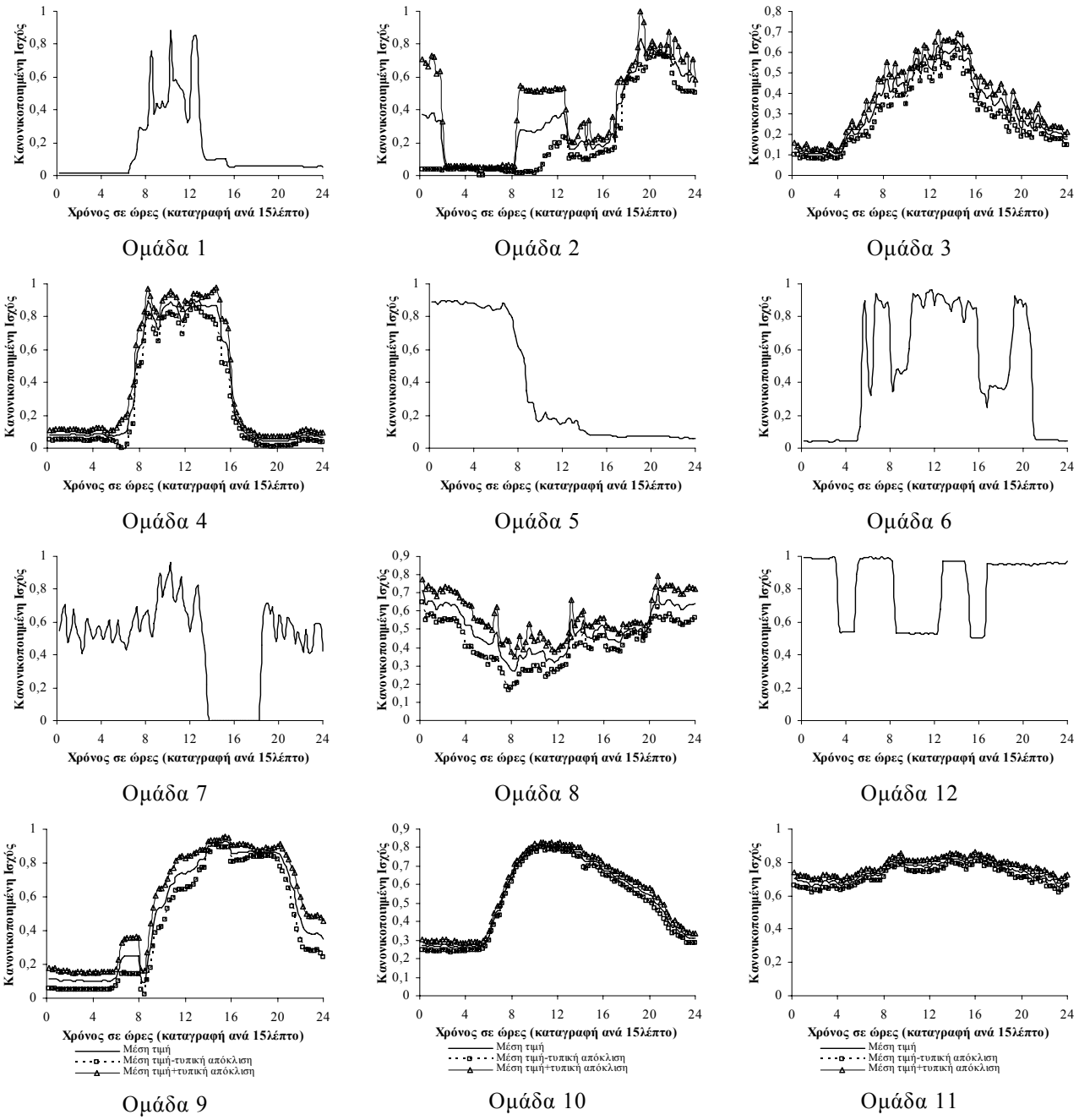
Από τη μελέτη της συμπεριφοράς του δείκτη καταλληλότητας *WCBCR* προκύπτει ότι από 15 ομάδες και άνω η βελτίωσή του δεν είναι σημαντική. Λαμβάνοντας υπόψη ότι ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και του 10, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, επιλέγεται τελικά η χρήση δώδεκα τυπικών ομάδων. Στον πίνακα 2.14 καταγράφονται τα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δώδεκα αντιπροσωπευτικές ομάδες πελατών διαπιστώνοντας την υπεροχή της ιεραρχικής μεθόδου WPGMA για τη συγκεκριμένη περίπτωση ως προς το δείκτη *WCBCR*. Από την εφαρμογή της τελευταίας μεθόδου προκύπτουν η κατανομή των πελατών στις δώδεκα ομάδες τυπικών πελατών συσχετιζόμενη με το είδος χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας (πίνακας 2.15) και οι αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές τυπικές εικοσιτετράωρες χρονολογικές καμπύλες φορτίου (σχήμα 2.33).

Πίνακας 2.14: Αποτελέσματα δεικτών αξιολόγησης από την εφαρμογή όλων των μεθόδων ταξινόμησης για τη διαμόρφωση 12 τυπικών ομάδων από το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του ελληνικού συστήματος με επιλογή της τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής κάθε πελάτη και χρήση των αποτελεσμάτων του πρώτου σταδίου κατηγοριοποίησης ως προς το δείκτη *WCBCR*

Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	1,1754	0,1043	*0,3434*	0,6591	2,1421	0,02033
LVQ	1,1304	0,1043	0,4389	0,6557	*2,0546*	0,02222
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	1,6999	0,1282	0,4963	0,7073	3,3089	0,03387
CL	1,2138	0,1105	0,4663	0,6752	2,7041	0,02702
SL	2,5647	0,1256	0,5420	0,6373	3,3553	0,02870
UPGMA	1,3303	0,0989	0,4219	0,6584	2,5309	0,01657
UPGMC	1,6186	*0,0951*	0,4435	*0,6223*	2,7116	0,01430
WARD	1,1696	0,1145	0,4739	0,6828	2,7926	0,03122
WPGMA	1,4141	0,0953	0,4031	0,6377	2,5680	*0,01327*
WPGMC	1,7250	0,1040	0,4274	0,6303	2,9650	0,01536
Μονοδιάστατο SOM	1,1682	0,1139	0,4981	0,6788	2,7897	0,03480
SOM 11x5 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*1,0373*	0,1023	0,3475	0,6500	2,1731	0,02067

Πίνακας 2.15: Κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης ανά είδος χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας σε 12 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της ιεραρχικής μεθόδου WPGMA, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής φορτίου του κάθε πελάτη

		Είδος χρήσης (1→εμπορικός, 2→βιομηχανικός, 3→δημόσιο, 4→έλξη, 5→δημόσιες επιχειρήσεις)					Σύνολο Πελατών ανά Ομάδα Τυπικού Πελάτη
		1	2	3	4	5	
Ομάδα Φορτίου Τυπικού Πελάτη	1	0	1	0	0	0	1
	2	1	0	1	0	0	2
	3	8	1	0	3	1	13
	4	3	4	0	0	0	7
	5	0	1	0	0	0	1
	6	0	1	0	0	0	1
	7	0	1	0	0	0	1
	8	6	0	0	0	0	6
	9	2	2	1	0	0	5
	10	25	8	3	0	0	36
	11	8	11	0	0	1	20
	12	0	1	0	0	0	1
Σύνολο		53	31	5	3	2	94



Σχήμα 2.33: Κανονικοποιημένες χρονολογικές καμπύλες τυπικών πελατών σύμφωνα με την κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης σε 12 ομάδες φορτίου με χρήση της ιεραρχικής μεθόδου WPGMA, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής φορτίου του κάθε πελάτη

Ως προς τη συμπεριφορά των πελατών από πλευράς κατανάλωσης ηλεκτρισμού η ομάδα 11 παρουσιάζει σταθερή ζήτηση φορτίου γύρω στο 80% επί της αιχμής της. Η ομάδα 10 χαρακτηρίζεται από σταδιακή αύξηση του φορτίου ως το 85% επί της αιχμής από τις 06:00 ως τις 11:00 και έπειτα από μία αργή μείωση του φορτίου από τις 14:00 ως τις 23:00 που φτάνει στην περιοχή του ελάχιστου φορτίου (περίπου στο 30% επί της αιχμής). Οι δύο αυτές ομάδες εκπροσωπούν τους 56 από τους 94 πελάτες και έχουν μικρές τυπικές αποκλίσεις ανά ώρα. Οι ομάδες 3, 4, 8 και 9 εκπροσωπούν τους 31 από τους 94 πελάτες και έχουν πιο σημαντικές τυπικές αποκλίσεις. Η ομάδα 3 χαρακτηρίζεται από σταδιακή αύξηση του φορτίου από 10% ως το 70% επί της αιχμής από τις 06:00 ως τις 15:00 και έπειτα από μία αργή μείωση του φορτίου ως τις 24:00 όπου φτάνει στις αρχικές τιμές φορτίου. Η ομάδα 4 παρουσιάζει απότομη αύξηση του φορτίου από το 10% στο 90% στις 08:00, σταθερή ζήτηση με μικρές διακυμάνσεις ως τις 16:00 και ακολουθεί απότομη πτώση στο αρχικό επίπεδο. Η ομάδα 8 έχει υψηλή ζήτηση φορτίου κατά τις νυχτερινές ώρες (περί του 70% επί της αιχμής), ενώ τις υπόλοιπες ώρες της ημέρας το φορτίο κυμαίνεται μεταξύ του 30% και του 50% επί της αιχμής. Η ομάδα 9

χαρακτηρίζεται από υψηλή ζήτηση φορτίου κατά τη διάρκεια της ημέρας ως τις 24:00, η οποία κορυφώνεται μεταξύ των ωρών 12:00 και 20:00 στο 90% επί της αιχμής. Οι υπόλοιποι επτά πελάτες εκπροσωπούνται από έξι ομάδες (η ομάδα 2 αντιστοιχεί σε δύο καταναλωτές), όπου ο καθένας παρουσιάζει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά.

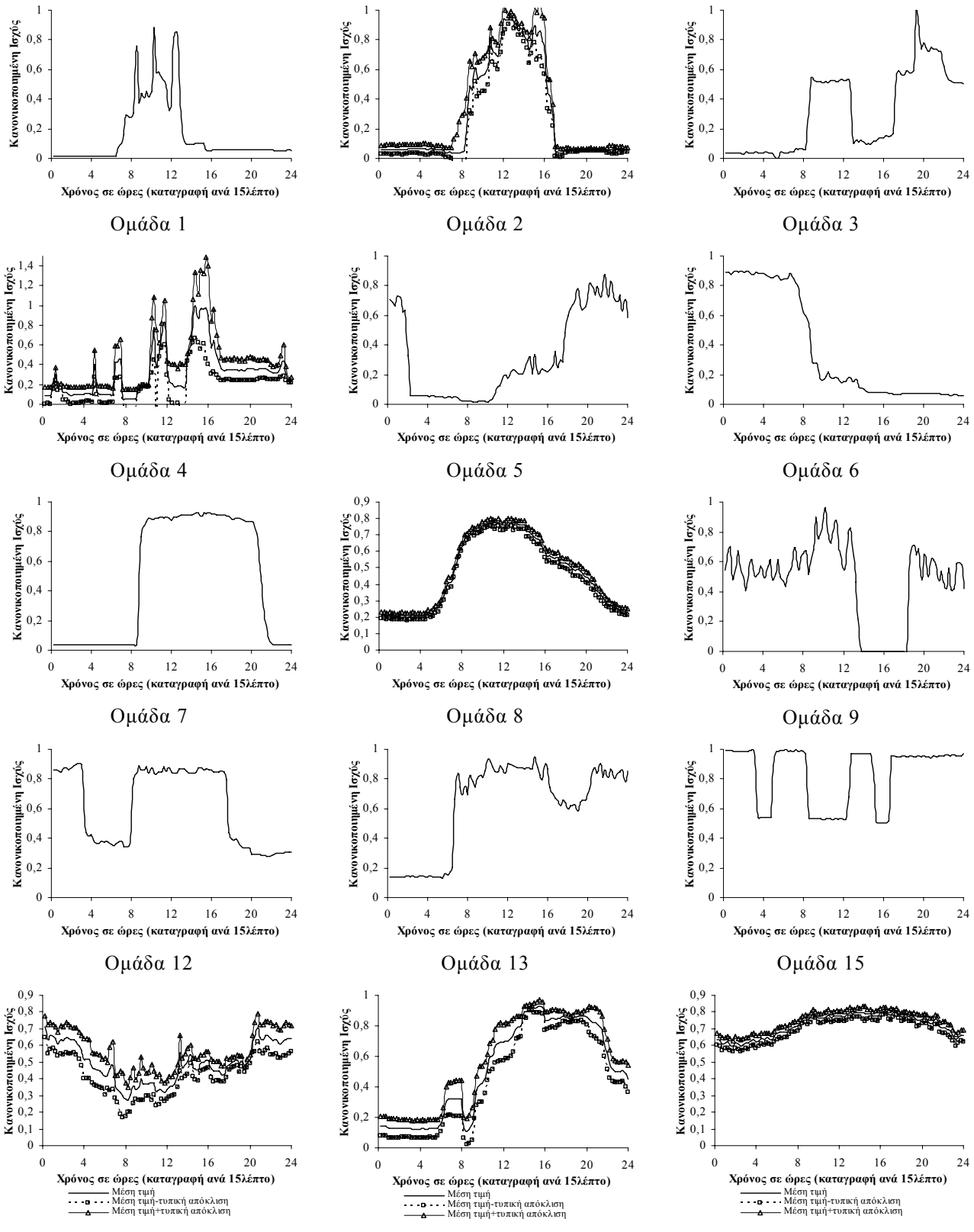
Αν γίνει η χρήση δεκαπέντε ομάδων, με σκοπό να μελετηθεί η κατανομή των πελατών σε νέες ομάδες, τότε προκύπτουν στον πίνακα 2.16 τα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δεκαπέντε αντιπροσωπευτικές ομάδες πελατών υπερέχοντας η ιεραρχική μέθοδος UPGMC για τη συγκεκριμένη περίπτωση ως προς τους δείκτες *MIA*, *SMI* και *WCBCR*. Επίσης με τη χρήση της τελευταίας μεθόδου καταγράφονται η κατανομή των πελατών στις δεκαπέντε ομάδες τυπικών πελατών συσχετιζόμενη με το είδος χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας (πίνακας 2.17) και οι αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές τυπικές εικοσιτετράωρες χρονολογικές καμπύλες φορτίου (σχήμα 2.34).

Πίνακας 2.16: Αποτελέσματα δεικτών αξιολόγησης από την εφαρμογή όλων των μεθόδων ταξινόμησης για τη διαμόρφωση 15 τυπικών ομάδων από το σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του ελληνικού συστήματος με επιλογή της τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής κάθε πελάτη και χρήση των αποτελεσμάτων του πρώτου σταδίου κατηγοριοποίησης ως προς το δείκτη *WCBCR*

Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	1,0502	0,0950	0,2593	0,6634	1,9600	0,01594
LVQ	1,0005	0,0915	0,3187	0,6720	*1,8880*	0,01323
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	1,6500	0,1212	0,3763	0,7145	2,7747	0,02398
CL	1,0556	0,1017	0,3474	0,6837	2,3975	0,01829
SL	2,3807	0,1200	0,4177	0,6358	3,2085	0,02223
UPGMA	1,2218	0,0867	0,3190	0,6584	2,3518	0,00990
UPGMC	1,5102	*0,0832*	0,3208	*0,6149*	2,6213	*0,00771*
WARD	1,0261	0,1021	0,3503	0,6876	2,3739	0,01921
WPGMA	1,3038	0,0848	0,3170	0,6389	2,5037	0,00877
WPGMC	1,6321	0,1127	0,3127	0,6635	2,8854	0,01361
Μονοδιάστατο SOM	1,0653	0,1079	0,3768	0,6874	2,5870	0,02391
SOM 11x5 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,8708*	0,0935	*0,2579*	0,6544	1,9399	0,01411

Πίνακας 2.17: Κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης ανά είδος χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας σε 15 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της ιεραρχικής μεθόδου UPGMC, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής φορτίου του κάθε πελάτη

		Είδος χρήσης (1→εμπορικός, 2→βιομηχανικός, 3→δημόσιο, 4→έλξη, 5→δημόσιες επιχειρήσεις)					Σύνολο Πελατών ανά Ομάδα Τυπικού Πελάτη
		1	2	3	4	5	
Ομάδα Φορτίου Τυπικού Πελάτη	1	0	1	0	0	0	1
	2	3	3	0	0	0	6
	3	0	0	1	0	0	1
	4	2	0	0	0	0	2
	5	1	0	0	0	0	1
	6	0	1	0	0	0	1
	7	1	0	0	0	0	1
	8	27	9	3	3	1	43
	9	0	1	0	0	0	1
	10	6	0	0	0	0	6
	11	1	2	1	0	0	4
	12	0	1	0	0	0	1
	13	1	0	0	0	0	1
	14	11	12	0	0	1	24
	15	0	1	0	0	0	1
Σύνολο		53	31	5	3	2	94



Σχήμα 2.34: Κανονικοποιημένες χρονολογικές καμπύλες τυπικών πελατών σύμφωνα με την κατανομή του συνόλου 94 πελατών μέσης τάσης σε 15 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της ιεραρχικής μεθόδου UPGMC, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* και της αντιπροσωπευτικής τυπικής χρονολογικής καμπύλης αιχμής φορτίου του κάθε πελάτη

Από την αντίστοιχη μελέτη των τυπικών αντιπροσωπευτικών καμπυλών προκύπτει ότι η αύξηση του αριθμού των ομάδων από 12 σε 15 βοηθά στην απομόνωση ορισμένων χαρακτηριστικών συμπεριφορών πελατών, όπως η ομάδα 2 της περίπτωσης των 12 πελατών διασπάστηκε στις ομάδες 3 και 5 της αντίστοιχης

των 15. Οι βασικές ομάδες πελατών παραμένουν πρακτικά αναλλοίωτες, εξαιρώντας την ομάδα 3 της κατηγοριοποίησης σε 12 πελάτες, η οποία έδωσε ορισμένους χαρακτηριστικούς καταναλωτές, όπως τη νέα ομάδα 4, ενώ τα υπόλοιπα μέλη της απορροφήθηκαν από την πιο πολυμελή ομάδα (η 8 για την περίπτωση των 15 πελατών). Στον πίνακα 2.18 παρουσιάζεται η αντιστοίχηση των ομάδων για τα δύο διαφορετικά πλήθη τυπικών καταναλωτών.

Πίνακας 2.18: Αντιστοίχηση των 15 ομάδων φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της ιεραρχικής UPGMC (Πίνακας 2.17) με τις 12 ομάδες φορτίου τυπικών πελατών με χρήση της ιεραρχικής WPGMA (Πίνακας 2.15)

Πλήθος τυπικών ομάδων πελατών	Αύξων αριθμός τυπικής ομάδας πελάτη														
15	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
12	1	4	2	3	2	5	9	10, 3	7	8	9	10	10	11	12

2.7.4. Συμπεράσματα από την Εφαρμογή της Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης

Το πρώτο πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθοδολογίας των δύο επιπέδων είναι η δυνατότητα επιλογής της αντιπροσωπευτικής χρονολογικής καμπύλης του κάθε πελάτη. Οι προηγούμενες μεθοδολογίες στηρίζονται στη χρήση είτε της μέσης τιμής των χρονολογικών καμπυλών μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου, είτε μίας καμπύλης που αντιστοιχεί σε μία συγκεκριμένη μέρα του έτους (ημέρα αιχμής φορτίου συστήματος) [5-9, 26, 32].

Το δεύτερο πλεονέκτημα είναι ότι σε κάθε στάδιο της δεν στηρίζεται σε μία μέθοδο ταξινόμησης, αλλά εφαρμόζει ένα σύνολο μεθόδων, που περιλαμβάνει τη βελτιστοποιημένη κ-μέσων, τον εκπαιδευόμενο διανυσματικό κβαντιστή, την κ-μέσων ασαφούς λογικής με q=6, το μονοδιάστατο SOM, το διδιάστατο SOM με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, τις ιεραρχικές μεθόδους CL, SL, WARD, UPGMA, UPGMC, WPGMA και WPGMC. Οι αντίστοιχες παράμετροι των μεθόδων ρυθμίζονται κατάλληλα, για να βελτιστοποιηθούν οι δείκτες καταλληλότητας. Αυτό επιτρέπει την αξιοποίηση των καλύτερων αποτελεσμάτων σε κάθε βήμα.

Από τη σύγκριση των μεθόδων ταξινόμησης ως προς το πρώτο στάδιο της μεθοδολογίας η ηλεκτρική συμπεριφορά του κάθε πελάτη περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 8-12 ομάδων. Ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση κυριαρχεί ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J*, η βελτιστοποιημένη κ-μέσων στους δείκτες *MIA*, *CDI* και *WCBCR*, και ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής στους δείκτες *SMI* και *DBI*. Οι ιεραρχικές μέθοδοι (εκτός των CL και SL) δίνουν τα βέλτιστα αποτελέσματα για ένα σημαντικό μέρος των πελατών.

Στο δεύτερο στάδιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας η κατηγοριοποίηση των πελατών περιγράφεται ικανοποιητικά από 10 με 15 τυπικές ομάδες. Οι ιεραρχικές μέθοδοι (κυρίως η UPGMC) βελτιώνουν σημαντικά την απόδοσή τους, ενώ η βελτιστοποιημένη κ-μέσων συνεχίζει να δίνει τα βέλτιστα αποτελέσματα ως προς το δείκτη *MIA*.

Από πλευράς δεικτών καταλληλότητας προτείνεται τελικά η χρήση του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA* και του λόγου *WCBCR*. Ο πρώτος περιγράφει ικανοποιητικά τις χρονολογικές καμπύλες του εκάστοτε πελάτη και υπάρχει σαφής διαφοροποίηση τιμών από πλευράς απόδοσης μεταξύ των μεθόδων ταξινόμησης. Ο δεύτερος (πέρα της καλής περιγραφής των καμπυλών) έχει το πλεονέκτημα ότι καλύπτει τα χαρακτηριστικά και των δύο δεικτών *J* και *CDI*.

2.8. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων

Η διαδικασία της κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών είτε της ζήτησης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, είτε της θερμοκρασίας χαρακτηριστικών περιοχών, είναι αρκετά χρήσιμη στη βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Διότι ως προς τη ζήτηση φορτίου βοηθά στην αντιμετώπιση των ειδικών ημερών [1], στην εύρεση τυπικών ημερών για το δικαιολογημένο διαχωρισμό σε εργάσιμες και αργίες, στη μελέτη της εξέλιξης των τυπικών χρονολογικών καμπυλών με την πάροδο των ετών [3]. Ως προς τη θερμοκρασία είναι πιο εύκολος ο προσδιορισμός του είδους της θερμοκρασιακής ημέρας από την ακριβή μέση τιμή θερμοκρασίας και βρίσκει εφαρμογή στη μεθοδολογία της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης

χρονολογικής καμπύλης με βάση την ασαφή λογική και χρήση τυπικές ομάδες φορτίου και θερμοκρασίας (βλ. § 5.3.3). Γι' αυτό κρίνεται αναγκαία η ανάπτυξη μίας μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών (ανεξάρτητα από το φυσικό μέγεθος στο οποίο αναφέρονται οι καμπύλες) με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων. Η δομή της παρουσιάζεται στο σχήμα 2.35, ενώ τα βασικά βήματά της είναι τα εξής:

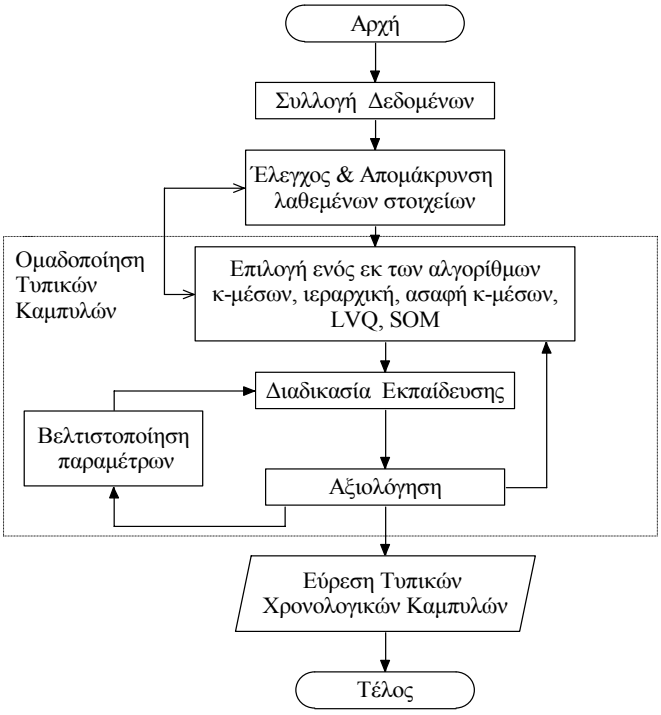
α. *Συλλογή δεδομένων*. Με τη βοήθεια των κατάλληλων μετρητικών διατάξεων μετράται και καταγράφεται το μέγεθος υπό μελέτη ανά το επιθυμητό χρονικό βήμα.

β. *Έλεγχος και απομάκρυνση - διόρθωση λανθασμένων στοιχείων*. Τα δεδομένα ελέγχονται για την ομαλότητά τους προς διόρθωση ή απομάκρυνση τυχαίων σφαλμάτων. Είναι δυνατή να γίνει μία προκαταρτική εκτέλεση μίας μεθόδου αναγνώρισης προτύπων προς εύρεση προβληματικών καμπυλών, ώστε να απομακρυνθούν, ώστε να μη μειώσουν το πλήθος των ομάδων που αναπαριστούν το σύνολο που πραγματικά ενδιαφέρει.

γ. *Ομαδοποίηση τυπικών καμπυλών με εφαρμογή μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*. Για κάθε χρονική περίοδο υπό μελέτη χρησιμοποιείται το σύνολο των μεθόδων ταξινόμησης (κ-μέσων, εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή, ασαφούς ομαδοποίησης κ-μέσων, αυτό-οργανωμένου χάρτη και ιεραρχικών με τις διάφορες παραλλαγές τους). Οι εκάστοτε παράμετροι των μεθόδων βελτιστοποιούνται ανά δείκτη καταλληλότητας και επιλέγεται προς χρήση εκείνη η τεχνική με τα καλύτερα αποτελέσματα ανά δείκτη.

δ. *Εύρεση τυπικών χρονολογικών καμπυλών*. Εξάγονται οι τυπικές ομάδες και οι αντίστοιχες καμπύλες για την χρονική περίοδο υπό μελέτη και γίνεται η κατανομή του αρχικού πληθυσμού στις ομάδες.

Ουσιαστικά η μεθοδολογία αυτή είναι το πρώτο στάδιο της αντίστοιχης κατηγοριοποίησης καταναλωτών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων της § 2.6.



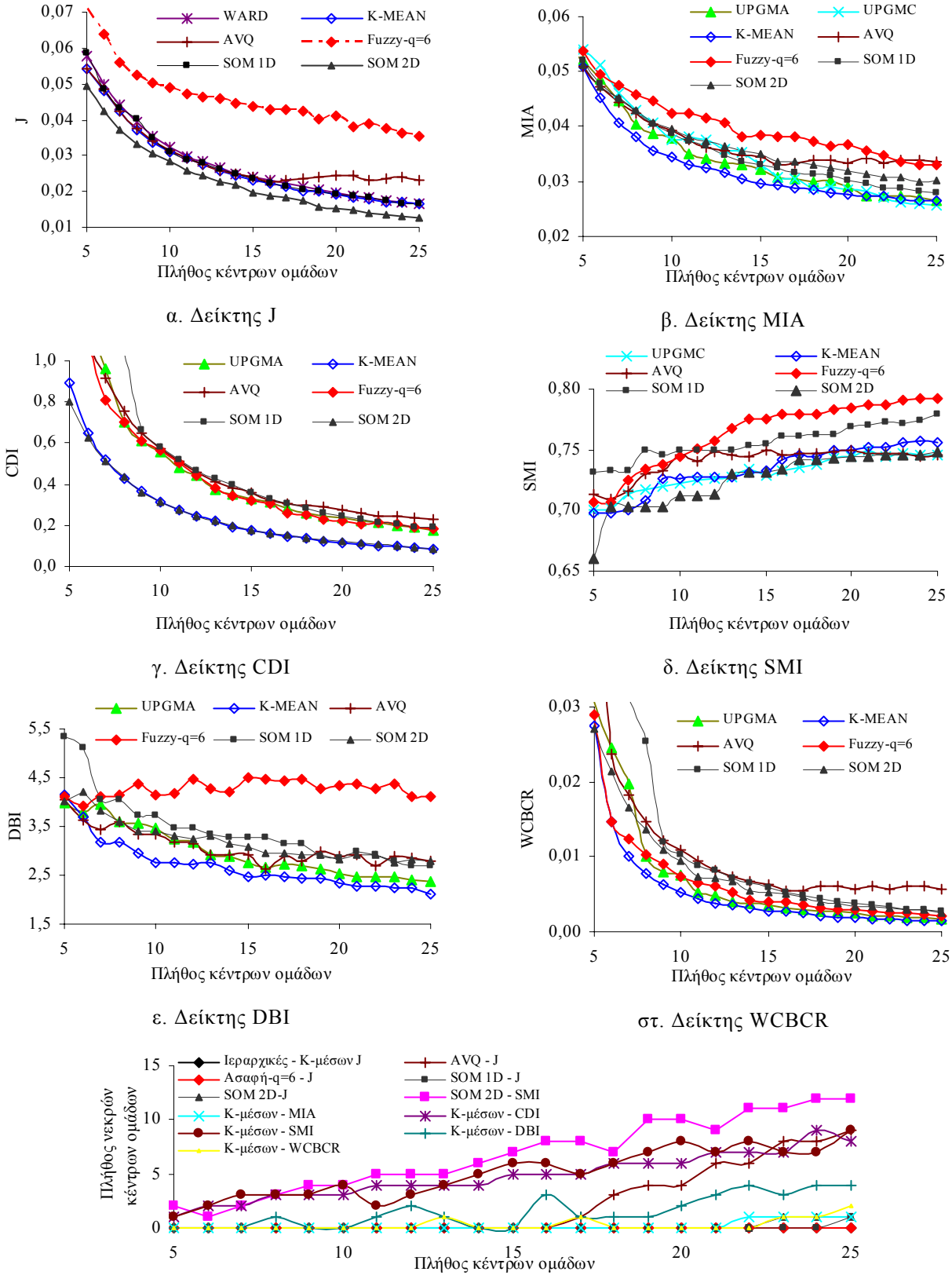
Σχήμα 2.35: Διάγραμμα ροής αναπτυχθείσας μεθοδολογίας για την κατηγοριοποίηση χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

2.9. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών για τη Ζήτηση Φορτίου του Ελληνικού Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

2.9.1. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου για Περίοδο ενός Έτους

Στην περίπτωση του φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας η χρονική περίοδος δεν μπορεί να ξεπεράσει το έτος, καθώς παρεμβαίνει η αντίστοιχη ετήσια αύξηση του φορτίου. Ωστόσο χρειάζεται διερεύνηση το ζήτημα της διαίρεσης σε μικρότερες περιόδους (ανά εποχή ή ανά μήνα). Τα δεδομένα που διατίθενται είναι τα ωριαία ακαθάριστα φορτία του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος για τα έτη 1985-2002, για τα οποία πραγματοποιείται και η αντίστοιχη κατηγοριοποίηση.

Αρχικά πραγματοποιείται η κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου του έτους 1985. Στο σχήμα 2.36 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας.



α. Δείκτης J

β. Δείκτης MIA

γ. Δείκτης CDI

δ. Δείκτης SMI

ε. Δείκτης DBI

στ. Δείκτης WCBCR

ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.36: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης για τις χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος του έτους 1985 (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου και διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά)

Η προτεινόμενη μέθοδος κ-μέσων δίνει τις μικρότερες τιμές για τους δείκτες καταλληλότητας *MIA*, *CDI*, *DBI* και *WCBCR*. Η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη (SOM 2D) με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά για τους δείκτες *J* και *SMI*. Αν παρατηρηθεί όμως το αντίστοιχο πλήθος των νεκρών κέντρων για την περίπτωση βελτιστοποίησης προς το δείκτη *SMI*, διαπιστώνεται ότι η μέθοδος έχει ουσιαστικά αστοχήσει λόγω του μεγάλου πλήθους ανενεργών κέντρων. Οπότε ουσιαστικά η ιεραρχική μέθοδος UPGMC κυριαρχεί για το δείκτη του πίνακα ομοιότητας *SMI*. Σημειώνονται ότι:

- για πλήθος ομάδων από 20 και πάνω οι αριθμητικές τιμές των δεικτών καταλληλότητας σταθεροποιούνται ή βελτιώνονται με πολύ αργούς ρυθμούς,
- ως προς το δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI* η προτεινόμενη κ-μέσων προσεγγίζεται αριθμητικά από το διδιάστατο αυτό-οργανωμένο χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση,
- ως προς το δείκτη λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR* η προτεινόμενη κ-μέσων λαμβάνει παραπλήσιες αριθμητικές τιμές με την ιεραρχική μέθοδο UPGMA,
- ως προς τα νεκρά κέντρα οι μέθοδοι με βελτιστοποιήσεις ως προς τους δείκτες καταλληλότητας *J*, *MIA* και *WCBCR* λαμβάνουν μηδενικές τιμές μέχρι πλήθος 20 ομάδων για τις μεθόδους των κ-μέσων, του προσαρμοζόμενου διανυσματικού κβαντιστή και των αυτό-οργανωμένων χαρτών. Οι ιεραρχικές μέθοδοι λόγω δομής δεν παρουσιάζουν σε καμία περίπτωση νεκρό κέντρο.

Στον πίνακα 2.19 καταγράφονται τα αντίστοιχα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για είκοσι αντιπροσωπευτικές ομάδες επιβεβαιώνοντας την υπεροχή της κ-μέσων για το έτος 1985.

Πίνακας 2.19: Αποτελέσματα δεικτών για 20 τυπικές ομάδες των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου του έτους 1985 με εφαρμογή της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,01905	*0,02753*	*0,1166*	0,7499	*2,3318*	*0,001808*
AVQ	0,02427	0,03343	0,2730	0,7489	2,8919	0,005735
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,04123	0,03687	0,2190	0,7839	4,3534	0,002997
CL	0,02165	0,03105	0,2182	0,7646	2,9979	0,002905
SL	0,06867	0,04498	0,3050	0,7586	3,4884	0,005746
UPGMA	0,02546	0,02906	0,2335	0,7456	2,5393	0,002443
UPGMC	0,03129	0,02839	0,2584	0,7443	2,7100	0,002367
WARD	0,01951	0,03060	0,2487	0,7689	2,9096	0,003960
WPGMA	0,02657	0,02928	0,2378	0,7509	2,6136	0,002477
WPGMC	0,02657	0,02928	0,2378	0,7509	2,6136	0,002477
Μονοδιάστατο SOM	0,01917	0,03027	0,2436	0,7706	2,8681	0,003702
SOM 17x5 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,01536*	0,03185	0,1217	*0,7446*	2,8186	0,003297

Λαμβάνοντας υπόψη την απόδοση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων και το βασικό θεωρητικό πλεονέκτημα του δείκτη *WCBCR* που καλύπτει τα χαρακτηριστικά των δεικτών *J* και *CDI* προτείνεται η χρήση της βελτιστοποιημένης μεθόδου κ-μέσων ως μεθόδου κατηγοριοποίησης σε συνδυασμό με το δείκτη καταλληλότητας *WCBCR* για τις χρονολογικές καμπύλες του υπό μελέτη έτους. Η κατανομή των τυπικών ημερών του έτους με πλήθος 20 ομάδων ημερολογιακά και ανά είδος ημέρας εβδομάδας παρουσιάζονται στους πίνακες 2.20 και 2.21 αντίστοιχα. Οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες καταγράφονται στα σχήματα 2.37 (ξεχωριστά ανά ομάδα με μέση τιμή ± τυπική απόκλιση) και 2.38 (στους ίδιους άξονες οι μέσες τιμές των καμπυλών). Με τη βοήθεια αυτών των πινάκων και των σχημάτων πραγματοποιείται ο σχολιασμός των αντίστοιχων ομάδων:

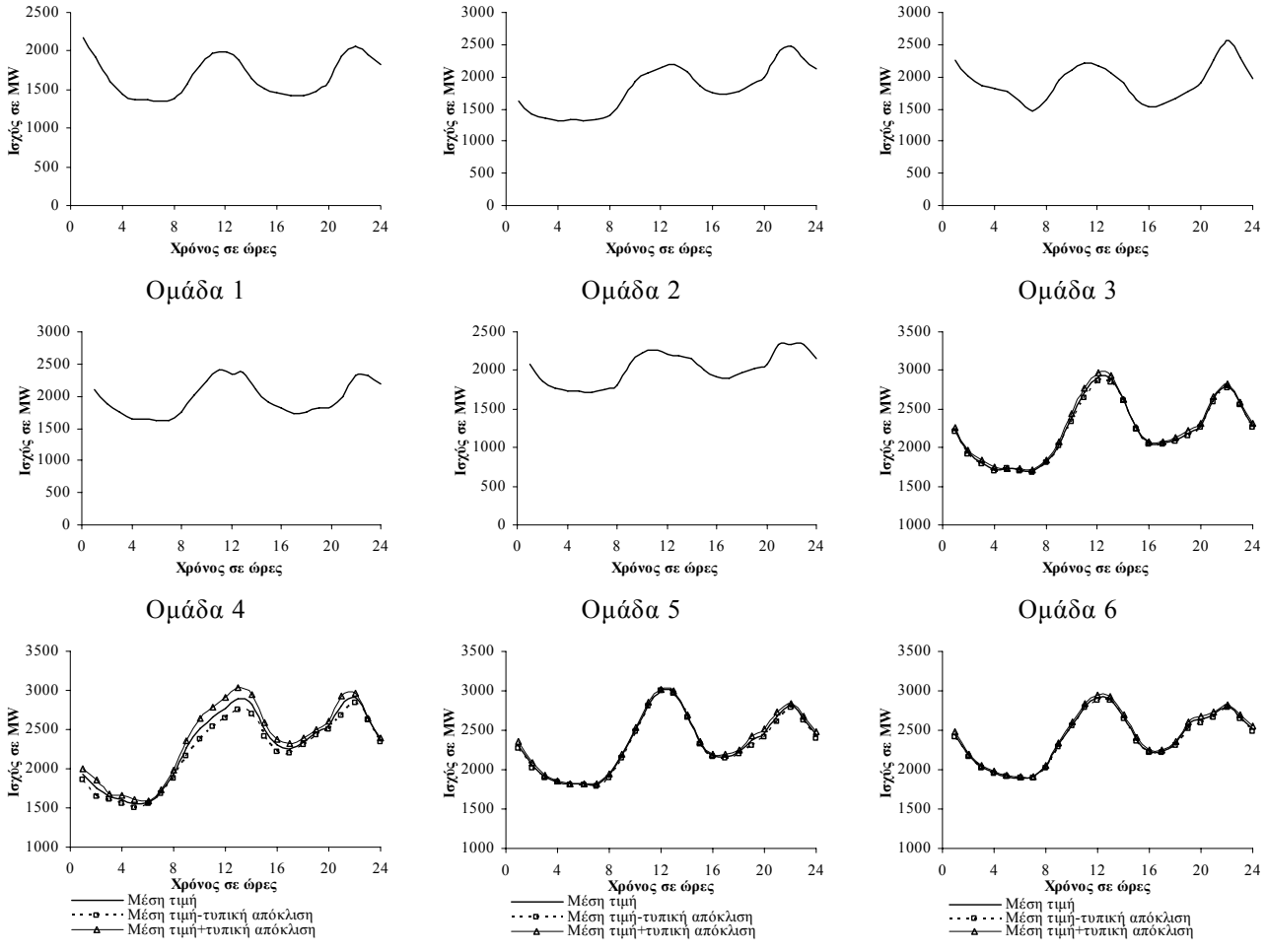
Οι ομάδες 1, 2, 3, 4 και 5 είναι μονομελείς και αντιστοιχούν στην Κυριακή του Πάσχα, τη Δευτέρα του Πάσχα, την Πρωτομαγιά, την Κυριακή του Αγίου Πνεύματος και τη Μεγάλη Παρασκευή. Άλλες αργίες, όπως η Πρωτοχρονιά, η Καθαρά Δευτέρα, η 25^{η} Μαρτίου, ο Δεκαπενταύγουστος, η 28^{η} Οκτωβρίου, τα Χριστούγεννα και η δεύτερη μέρα των Χριστουγέννων έχουν ταξινομηθεί στις ομάδες 6, 8, 9 και 10, που αντιστοιχούν σε Κυριακές.

Πίνακας 2.20: Ημερολογιακή κατανομή τυπικών ημερών φορτίου των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος έτους 1985 με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20

Μήνας	Μέρα	Είδος ημέρας	Ομάδα φορτίου	Μήνας	Μέρα	Είδος ημέρας	Ομάδα φορτίου	Μήνας	Μέρα	Είδος ημέρας	Ομάδα φορτίου	Μήνας	Μέρα	Είδος ημέρας	Ομάδα φορτίου	Μήνας	Μέρα	Είδος ημέρας	Ομάδα φορτίου
1	1	2	10	3	15	5	19	5	27	1	13	8	8	4	13	10	20	7	9
1	2	3	12	3	16	6	12	5	28	2	13	8	9	5	13	10	21	1	11
1	3	4	20	3	17	7	10	5	29	3	15	8	10	6	11	10	22	2	14
1	4	5	20	3	18	1	13	5	30	4	13	8	11	7	9	10	23	3	16
1	5	6	17	3	19	2	19	5	31	5	13	8	12	1	13	10	24	4	16
1	6	7	10	3	20	3	19	6	1	6	9	8	13	2	15	10	25	5	18
1	7	1	12	3	21	4	19	6	2	7	4	8	14	3	15	10	26	6	12
1	8	2	19	3	22	5	19	6	3	1	7	8	15	4	9	10	27	7	10
1	9	3	19	3	23	6	12	6	4	2	13	8	16	5	11	10	28	1	9
1	10	4	19	3	24	7	10	6	5	3	13	8	17	6	11	10	29	2	16
1	11	5	20	3	25	1	9	6	6	4	13	8	18	7	9	10	30	3	16
1	12	6	17	3	26	2	14	6	7	5	15	8	19	1	14	10	31	4	16
1	13	7	12	3	27	3	19	6	8	6	11	8	20	2	15	11	1	5	16
1	14	1	20	3	28	4	19	6	9	7	8	8	21	3	15	11	2	6	12
1	15	2	20	3	29	5	16	6	10	1	13	8	22	4	15	11	3	7	9
1	16	3	20	3	30	6	12	6	11	2	15	8	23	5	15	11	4	1	14
1	17	4	20	3	31	7	10	6	12	3	15	8	24	6	11	11	5	2	16
1	18	5	20	4	1	1	13	6	13	4	15	8	25	7	9	11	6	3	16
1	19	6	17	4	2	2	13	6	14	5	15	8	26	1	14	11	7	4	16
1	20	7	10	4	3	3	13	6	15	6	11	8	27	2	15	11	8	5	16
1	21	1	19	4	4	4	13	6	16	7	9	8	28	3	14	11	9	6	12
1	22	2	19	4	5	5	13	6	17	1	15	8	29	4	14	11	10	7	10
1	23	3	19	4	6	6	11	6	18	2	15	8	30	5	15	11	11	1	16
1	24	4	19	4	7	7	6	6	19	3	15	8	31	6	11	11	12	2	16
1	25	5	19	4	8	1	11	6	20	4	15	9	1	7	8	11	13	3	16
1	26	6	12	4	9	2	11	6	21	5	15	9	2	1	14	11	14	4	12
1	27	7	10	4	10	3	13	6	22	6	11	9	3	2	15	11	15	5	16
1	28	1	16	4	11	4	11	6	23	7	9	9	4	3	14	11	16	6	12
1	29	2	18	4	12	5	5	6	24	1	14	9	5	4	14	11	17	7	10
1	30	3	20	4	13	6	7	6	25	2	15	9	6	5	14	11	18	1	16
1	31	4	20	4	14	7	1	6	26	3	15	9	7	6	11	11	19	2	18
2	1	5	20	4	15	1	2	6	27	4	15	9	8	7	6	11	20	3	18
2	2	6	12	4	16	2	7	6	28	5	15	9	9	1	13	11	21	4	18
2	3	7	10	4	17	3	13	6	29	6	11	9	10	2	14	11	22	5	18
2	4	1	19	4	18	4	13	6	30	7	9	9	11	3	13	11	23	6	12
2	5	2	20	4	19	5	13	7	1	1	14	9	12	4	14	11	24	7	10
2	6	3	20	4	20	6	11	7	2	2	15	9	13	5	11	11	25	1	16
2	7	4	19	4	21	7	8	7	3	3	15	9	14	6	11	11	26	2	18
2	8	5	19	4	22	1	13	7	4	4	15	9	15	7	8	11	27	3	18
2	9	6	12	4	23	2	13	7	5	5	15	9	16	1	13	11	28	4	18
2	10	7	10	4	24	3	13	7	6	6	11	9	17	2	14	11	29	5	18
2	11	1	12	4	25	4	13	7	7	7	8	9	18	3	14	11	30	6	12
2	12	2	19	4	26	5	13	7	8	1	14	9	19	4	14	12	1	7	10
2	13	3	19	4	27	6	11	7	9	2	15	9	20	5	14	12	2	1	16
2	14	4	20	4	28	7	6	7	10	3	15	9	21	6	11	12	3	2	18
2	15	5	20	4	29	1	13	7	11	4	15	9	22	7	8	12	4	3	18
2	16	6	17	4	30	2	13	7	12	5	15	9	23	1	14	12	5	4	18
2	17	7	10	5	1	3	3	7	13	6	11	9	24	2	14	12	6	5	18
2	18	1	19	5	2	4	13	7	14	7	9	9	25	3	14	12	7	6	17
2	19	2	20	5	3	5	13	7	15	1	14	9	26	4	14	12	8	7	10
2	20	3	20	5	4	6	11	7	16	2	15	9	27	5	14	12	9	1	18
2	21	4	20	5	5	7	6	7	17	3	15	9	28	6	11	12	10	2	18
2	22	5	20	5	6	1	13	7	18	4	15	9	29	7	9	12	11	3	18
2	23	6	17	5	7	2	13	7	19	5	15	9	30	1	14	12	12	4	18
2	24	7	10	5	8	3	13	7	20	6	11	10	1	2	14	12	13	5	18
2	25	1	10	5	9	4	13	7	21	7	9	10	2	3	14	12	14	6	17
2	26	2	19	5	10	5	13	7	22	1	15	10	3	4	14	12	15	7	12
2	27	3	20	5	11	6	11	7	23	2	15	10	4	5	14	12	16	1	18
2	28	4	20	5	12	7	6	7	24	3	15	10	5	6	11	12	17	2	18
3	1	5	20	5	13	1	13	7	25	4	15	10	6	7	9	12	18	3	18
3	2	6	17	5	14	2	13	7	26	5	15	10	7	1	14	12	19	4	18
3	3	7	10	5	15	3	13	7	27	6	11	10	8	2	14	12	20	5	20
3	4	1	19	5	16	4	13	7	28	7	9	10	9	3	14	12	21	6	20
3	5	2	19	5	17	5	13	7	29	1	15	10	10	4	14	12	22	7	17
3	6	3	19	5	18	6	11	7	30	2	15	10	11	5	14	12	23	1	20
3	7	4	19	5	19	7	8	7	31	3	15	10	12	6	11	12	24	2	20
3	8	5	19	5	20	1	13	8	1	4	15	10	13	7	8	12	25	3	10
3	9	6	12	5	21	2	14	8	2	5	15	10	14	1	14	12	26	4	10
3	10	7	10	5	22	3	13	8	3	6	11	10	15	2	14	12	27	5	12
3	11	1	19	5	23	4	13	8	4	7	9	10	16	3	14	12	28	6	12
3	12	2	19	5	24	5	15	8	5	1	13	10	17	4	16	12	29	7	10
3	13	3	19	5	25	6	11	8	6	2	13	10	18	5	16	12	30	1	12
3	14	4	19	5	26	7	8	8	7	3	13	10	19	6	12	12	31	2	16

Πίνακας 2.21: Κατανομή τυπικών ημερών ανά είδος ημέρας εβδομάδας των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος έτους 1985 με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20

		Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
		1	2	3	4	5	6	7	
Ομάδα Φορτίου	1	0	0	0	0	0	0	1	1
	2	1	0	0	0	0	0	0	1
	3	0	0	1	0	0	0	0	1
	4	0	0	0	0	0	0	1	1
	5	0	0	0	0	1	0	0	1
	6	0	0	0	0	0	0	5	5
	7	1	1	0	0	0	1	0	3
	8	0	0	0	0	0	0	9	9
	9	2	0	0	1	0	1	14	18
	10	1	1	1	1	0	0	19	23
	11	2	1	0	1	2	26	0	32
	12	3	0	1	1	1	15	2	23
	13	13	8	10	10	8	0	0	49
	14	12	9	7	7	5	0	0	40
	15	3	12	11	9	12	0	0	47
	16	5	4	4	4	5	0	0	22
	17	0	0	0	0	0	8	1	9
	18	2	6	5	5	5	0	0	23
	19	5	7	7	7	5	0	0	31
	20	2	4	5	6	8	1	0	26
		Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							365

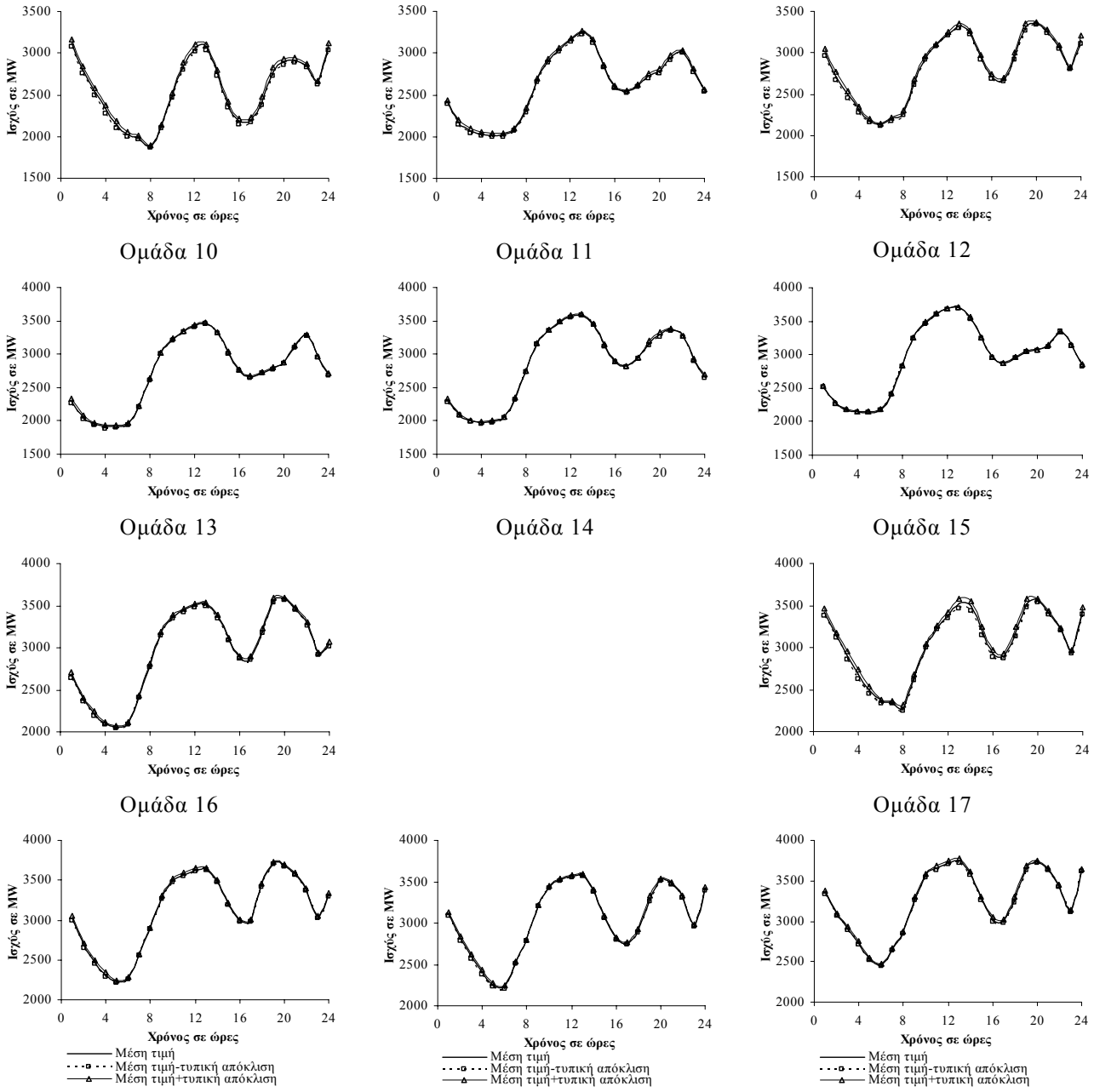


Ομάδα 1 Ομάδα 2 Ομάδα 3

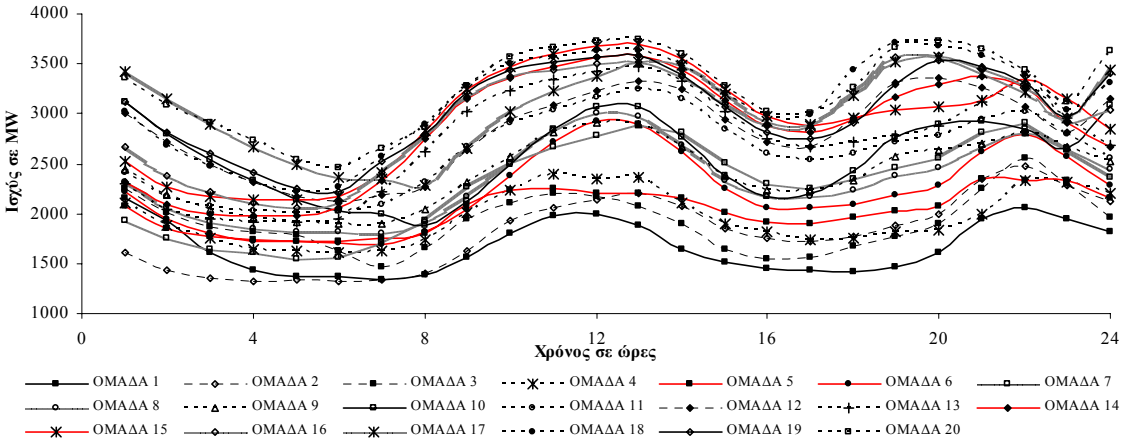
Ομάδα 4 Ομάδα 5 Ομάδα 6

Ομάδα 7 Ομάδα 8 Ομάδα 9

Σχήμα 2.37α: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου συστήματος έτους 1985 πλήθους 20 ομάδων με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση)



Σχήμα 2.37β: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου συστήματος έτους 1985 πλήθους 20 ομάδων με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση)



Σχήμα 2.38: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου συστήματος έτους 1985 πλήθους 20 ομάδων με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

Η ομάδα 10 περιέχει τις χειμωνιάτικες Κυριακές, οι 6 και 8 τις ανοιξιάτικες και τις φθινοπωρινές, και η 9 τις καλοκαιρινές. Η δε ομάδα 7 αποτελείται από τις ημιαργίες του Μεγάλου Σαββάτου, του Αγίου Πνεύματος και της Τρίτης του Πάσχα. Οι ομάδες 18, 19 και 20 αντιστοιχούν στις εργάσιμες ημέρες του χειμώνα. Ειδικότερα η ομάδα 18 κυριαρχεί την περίοδο του Νοεμβρίου και Δεκεμβρίου, ενώ η 19 από Ιανουάριο ως Μάρτιο. Αυτό οφείλεται στη μεταβολή της καμπύλης του φορτίου με την πάροδο ενός εξαμήνου. Αντίθετα η ομάδα 20 συγκεντρώνει τις εργάσιμες ημέρες με την υψηλότερη ζήτηση που παρουσιάζεται υπό δυσμενείς καιρικές συνθήκες, χωρίς να φαίνεται ουσιαστική διαφοροποίηση μετά από την πάροδο μισού έτους. Στην ομάδα 17 ανήκουν τα Σάββατα του χειμώνα μαζί με την τελευταία Κυριακή προ των Χριστουγέννων (που είναι ανοικτά τα καταστήματα) με τις μεγαλύτερες απαιτήσεις φορτίου. Η ομάδα 12 περιλαμβάνει τα χειμερινά Σάββατα πιο ήπιων καιρικών συνθηκών, ενώ η 11 τα καλοκαιρινά. Τέλος η ομάδα 13 περιέχει κυρίως τις εργάσιμες ανοιξιάτικες ημέρες, η 15 τις καλοκαιρινές, η 14 της περιόδου τελών Αυγούστου-αρχών Οκτωβρίου και η 16 της περιόδου Οκτωβρίου-αρχών Νοεμβρίου.

Ως προς τη μορφή των καμπυλών παρατηρείται βασικά ότι υπάρχουν δύο αιχμές και δύο κοιλάδες σε συγκεκριμένες ώρες. Μεταξύ 01:00-06:00 παρουσιάζεται η βαθύτερη κοιλάδα, μεταξύ 10:00-13:00 η πρώτη αιχμή, μεταξύ 14:00-17:00 η δεύτερη κοιλάδα και μεταξύ 18:00-21:00 η δεύτερη αιχμή, για να γίνει στη συνέχεια η μετάβαση στην πρώτη κοιλάδα της επόμενης ημέρας. Συνήθως η αιχμή του μεσημεριού είναι υψηλότερη της αντίστοιχης της βραδινής. Αντίθετα οι ομάδες των χειμερινών ημερών (10, 12, 16 ως 20) είναι οι μοναδικές που παρουσιάζουν τρεις αιχμές και αντίστοιχες κοιλάδες, καθώς στις 24:00 παρουσιάζουν μία νέα τοπική αιχμή. Για τις ομάδες 12, 16 ως 18, 20 η υψηλότερη αιχμή παρουσιάζεται κατά τις βραδινές ώρες (19:00-20:00).

Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για τα υπόλοιπα έτη, όπου η αντίστοιχη συμπεριφορά περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 20 ομάδων, καθώς, αν ληφθεί υπόψη ότι ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και της τετραγωνικής ρίζας του συνολικού πλήθους των διανυσμάτων υπό ταξινόμηση [29], στην παρούσα περίπτωση μπορεί να φτάνει ως το 20 (για 365 ημέρες φθάνει στο 19,1).

Αν συγκριθούν τα αποτελέσματα όλων των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους δείκτες καταλληλότητας, τότε προκύπτει ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J*, σύμφωνα με τον πίνακα 2.22. Η βελτιστοποιημένη κ-μέσων κυριαρχεί στους δείκτες *MIA*, *CDI, DBI* και *WCBCR*, ενώ η ιεραρχική μέθοδος UPGMC δίνει καλύτερα αποτελέσματα στο δείκτες *SMI*, ενώ συμμετέχει σημαντικά και στα βέλτιστα αποτελέσματα κατά το δείκτη καταλληλότητας *MIA*. Αντίθετα η μέθοδος της ασαφούς λογικής κ-μέσων, ο μονοδιάστατος αυτο-οργανωμένος χάρτης και οι ιεραρχικές μέθοδοι πλήρους και απλής σύνδεσης δεν έχουν καμία συμμετοχή στη διαμόρφωση των βέλτιστων αποτελεσμάτων.

Πίνακας 2.22: Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης για το σύνολο 18 ετών (1985-2002) χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος για 20 αντιπροσωπευτικές ομάδες

Μέθοδος	*Πλήθος ετών με βέλτιστη συμπεριφορά ανά μέθοδο κατηγοριοποίησης για κάθε δείκτη καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0	8	18	0	13	14
LVQ	1	0	0	1	3	0
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0	0	0	0	0	0
CL	0	0	0	0	0	0
SL	0	0	0	0	0	0
UPGMA	0	1	0	0	0	0
UPGMC	0	6	0	14	1	2
WARD	0	0	0	0	0	0
WPGMA	0	1	0	0	0	0
WPGMC	0	1	0	0	0	2
Μονοδιάστατο SOM	0	0	0	0	0	0
Διδιάστατο SOM με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών για διαστάσεις χάρτη & κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	17	1	0	3	1	0

Τα βασικά μειονεκτήματα της κατηγοριοποίησης των φορτίων του συστήματος για ένα ημερολογιακό έτος είναι δύο. Το πρώτο φάνηκε ήδη από την ανάλυση των χρονολογικών καμπυλών λόγω της διαφοροποίησης

του φορτίου για τις ίδιες τυπικές χειμωνιάτικες ημέρες του έτους, καθώς μεταξύ των τριών πρώτων μηνών του έτους και των τριών τελευταίων έχει μεσολαβήσει ένα εξάμηνο, όπου η κατανάλωση φορτίου έχει μεταβληθεί. Αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί μεταβάλλοντας το «έτος φορτίου», ώστε να συμπεριλάβει συμπαγή την περίοδο του χειμώνα και του καλοκαιριού, δηλαδή π.χ. να ξεκινήσει από τον Απρίλιο και να καταλήξει στο Μάρτιο του επόμενου ημερολογιακού έτους. Βέβαια το πρόβλημα μετατοπίζεται στην περίοδο της άνοιξης, αλλά είναι λιγότερο έντονο, καθώς τα φορτία κατά την ανοιξιάτικη και τη φθινοπωρινή περίοδο έχουν τις μικρότερες τιμές. Το δεύτερο μειονέκτημα όμως είναι η αντιστοίχηση των τυπικών ημερών, καθώς με την πάροδο των ετών η αιχμή του συστήματος μετατοπίστηκε από τις χειμερινές ημέρες στις καλοκαιρινές κυρίως λόγω της χρήσης των κλιματιστικών (μέσα δεκαετίας του '90), με αποτέλεσμα π.χ. η ομάδα 20 να μην είναι πλέον η ημέρα αιχμής του χειμώνα, αλλά του καλοκαιριού. Αυτό συμβαίνει σε όλο το εύρος των τυπικών ημερών, με συνέπεια να καθίσταται αναγκαίος ο διαχωρισμός των φορτίου σε δύο περιόδους (χειμώνα και καλοκαίρι) για την πιο εύκολη μελέτη της εξέλιξης των καμπυλών φορτίου.

2.9.2. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου για Περίοδο ενός Εξαμήνου

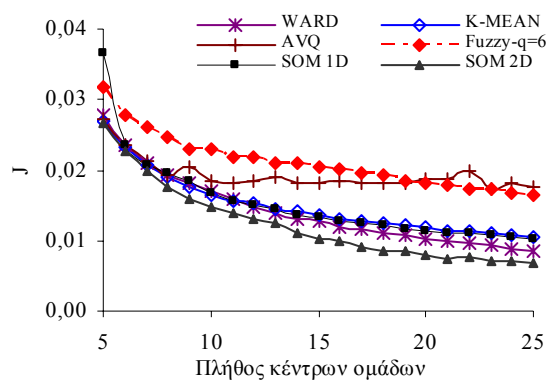
Αρχικά πραγματοποιείται η κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου του καλοκαιριού του έτους 1985. Στο σχήμα 2.39 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας. Η προτεινόμενη μέθοδος κ-μέσων δίνει τις μικρότερες τιμές για τους δείκτες καταλληλότητας *MIA*, *CDI, DBI* και *WCBCR*. Η μέθοδος του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά για τους δείκτες *J* και *SMI*, ενώ ως προς το *CDI* προσεγγίζει σημαντικά τα αποτελέσματα της κ-μέσων. Αν παρατηρηθεί όμως το αντίστοιχο πλήθος των νεκρών κέντρων για την περίπτωση βελτιστοποίησης προς το δείκτη *SMI*, διαπιστώνεται ότι η μέθοδος έχει ουσιαστικά αστοχήσει λόγω του μεγάλου πλήθους ανενεργών κέντρων. Για τον ίδιο λόγο αποτυχαίνουν η κ-μέσων και ο προσαρμοζόμενος διανυσματικός κβαντιστής. Ουσιαστικά η ιεραρχική μέθοδος UPGMC κυριαρχεί για το δείκτη του πίνακα ομοιότητας *SMI*.

Παρατηρείται ότι για πλήθος ομάδων από 10 και πάνω οι αριθμητικές τιμές των δεικτών καταλληλότητας βελτιώνονται με αργούς ρυθμούς. Ως προς τα νεκρά κέντρα οι μέθοδοι με βελτιστοποιήσεις ως προς τους δείκτες καταλληλότητας *J*, *MIA* και *WCBCR* λαμβάνουν μηδενικές τιμές μέχρι πλήθος 15 ομάδων για τις μεθόδους των κ-μέσων και του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη. Με βάση τον πληθυσμό της κάθε εποχής (περίπου 180 ημέρες) το πλήθος των χρησιμοποιούμενων ομάδων δεν μπορεί να ξεπερνά το 14.

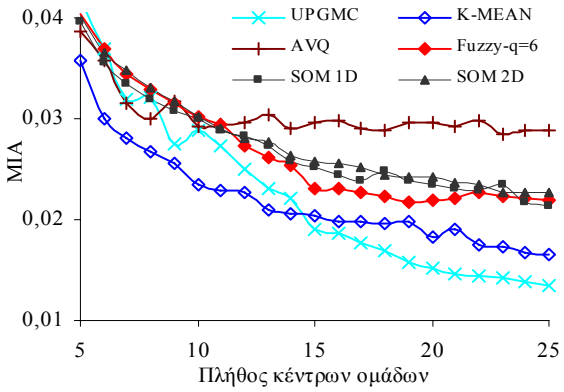
Στον πίνακα 2.23 καταγράφονται τα αντίστοιχα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δέκα αντιπροσωπευτικές ομάδες, ώστε σε ένα έτος να μην ξεπεραστούν συνολικά οι 20 τυπικές ομάδες που χρησιμοποιήθηκαν προηγουμένως. Από τα αποτελέσματα επιβεβαιώνεται η υπεροχή της κ-μέσων για το καλοκαίρι του 1985.

Πίνακας 2.23: Αποτελέσματα δεικτών για 10 τυπικές ομάδες των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου του καλοκαιριού του έτους 1985 με εφαρμογή της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

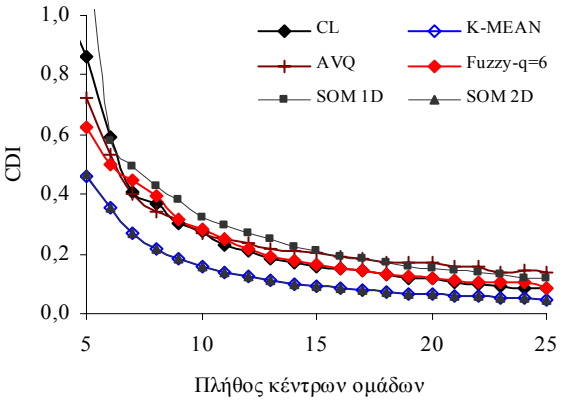
Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,01650	*0,02352*	*0,15686*	0,7377	*1,8413*	*0,002878*
LVQ	0,01847	0,02915	0,27150	0,7393	2,1609	0,004941
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,02301	0,03010	0,25430	0,7556	2,4052	0,004129
CL	0,01728	0,02874	0,27354	0,7652	2,5372	0,004741
SL	0,07499	0,04479	0,44274	0,7443	2,7414	0,011181
UPGMA	0,02740	0,02623	0,32778	0,7345	2,0390	0,003702
UPGMC	0,03221	0,02876	0,34914	0,7278	2,1101	0,004428
WARD	0,01694	0,03019	0,33227	0,7789	2,9115	0,007875
WPGMA	0,02681	0,02408	0,35973	0,7526	1,8710	0,003809
WPGMC	0,03148	0,02939	0,34046	0,7274	2,0510	0,004613
Μονοδιάστατο SOM	0,01664	0,02997	0,32478	0,7730	2,8548	0,007273
SOM 30x2 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,01488*	0,03023	0,15882	*0,7181*	2,0733	0,006378



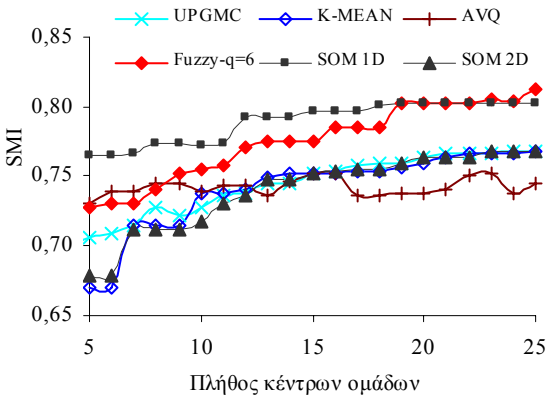
α. Δείκτης J



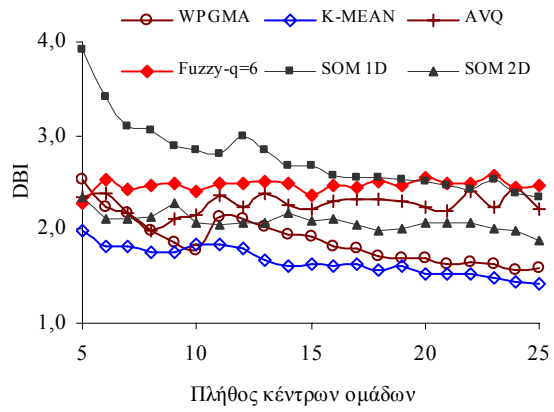
β. Δείκτης MIA



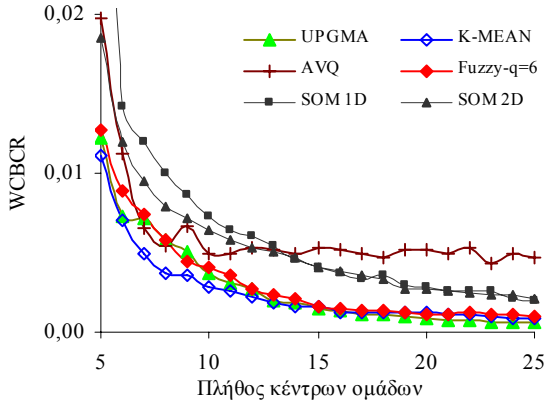
γ. Δείκτης CDI



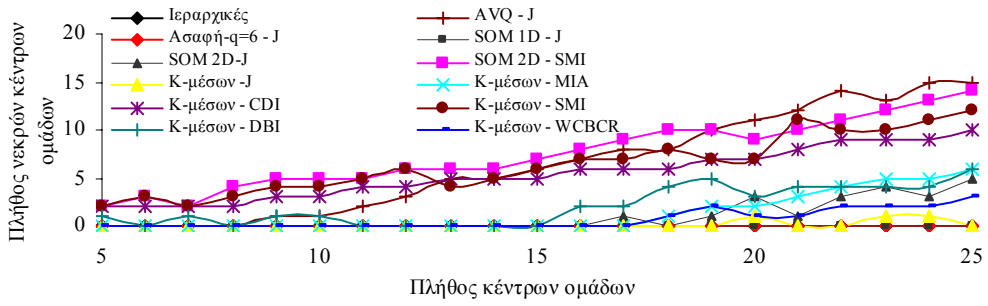
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

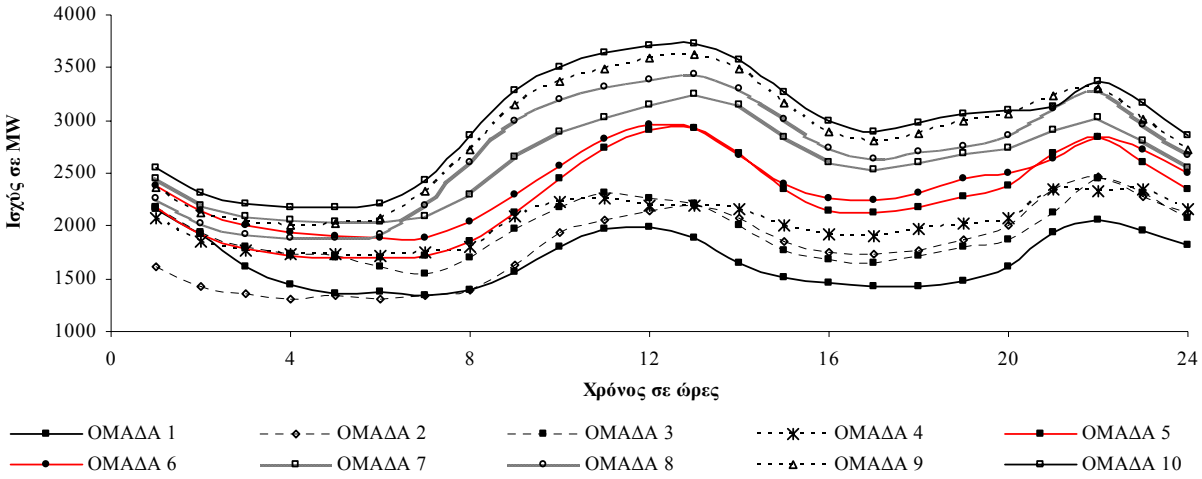
Σχήμα 2.39: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης για τις χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος του καλοκαιριού 1985 (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου και διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά)

Λαμβάνοντας υπόψη την απόδοση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων και το πλεονέκτημα του δείκτη *WCBCR* χρησιμοποιείται ο τελευταίος συνδυασμός για τον προσδιορισμό των τυπικών χρονολογικών καμπυλών του υπό μελέτη καλοκαιριού. Η κατανομή των τυπικών ημερών με πλήθος 10 ομάδων ανά είδος ημέρας εβδομάδας παρουσιάζονται στον πίνακα 2.24, ενώ οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές καμπύλες καταγράφονται στα σχήματα 2.40 (στους ίδιους άξονες οι μέσες τιμές των καμπυλών) και 2.41 (ξεχωριστά ανά ομάδα με μέση τιμή ± τυπική απόκλιση).

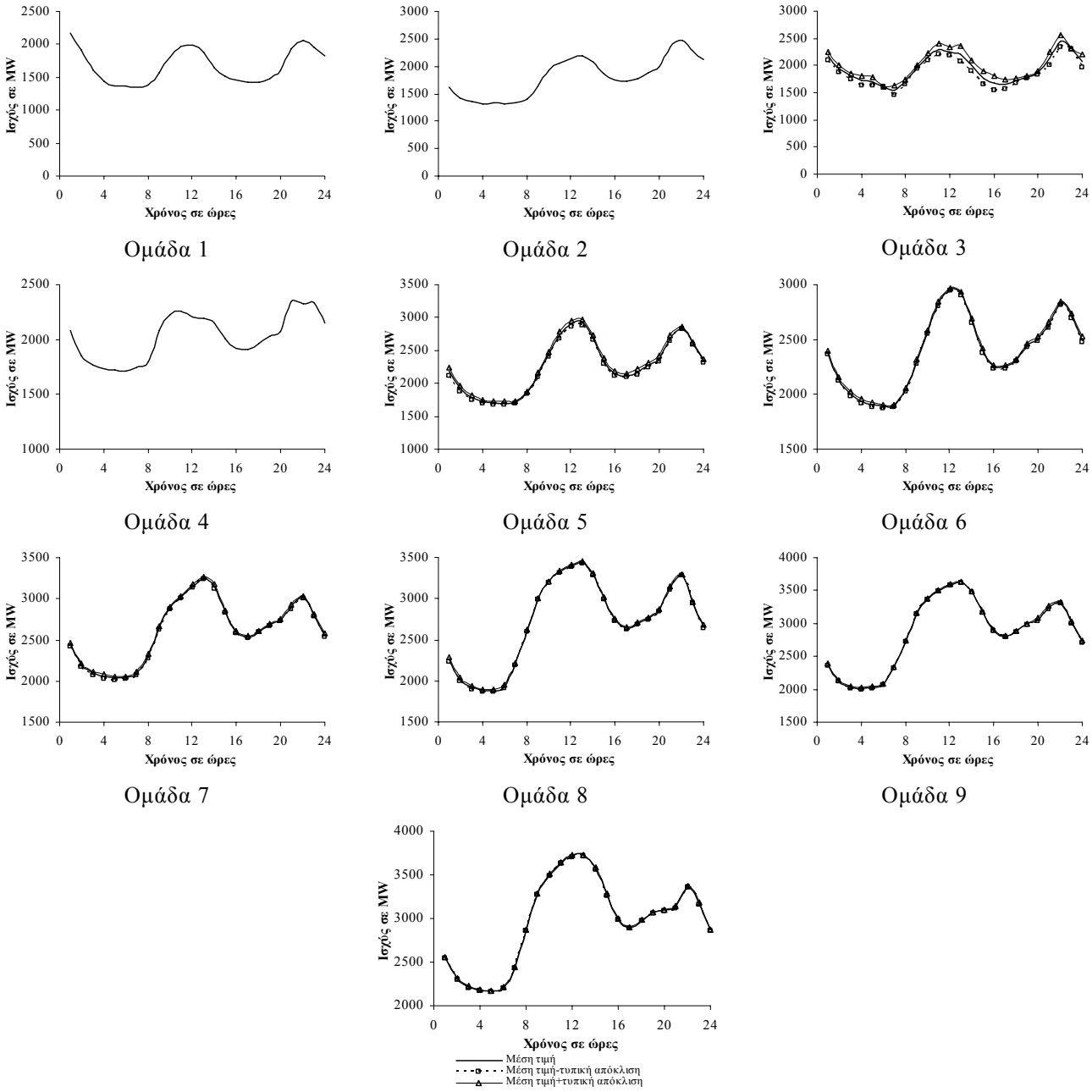
Αν ληφθεί υπόψη και η ημερολογιακή κατανομή των τυπικών ημερών κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού προκύπτει ότι οι μονομελείς ομάδες 1, 2 και 4 αντιστοιχούν στην Κυριακή του Πάσχα, τη Δευτέρα του Πάσχα και τη Μεγάλη Παρασκευή. Οι αργίες της Πρωτομαγιάς και της Κυριακής προ του Αγίου Πνεύματος σχηματίζουν την ομάδα 3. Οι ομάδες 5 και 6 περιλαμβάνουν πέρα από τις Κυριακές η μεν πρώτη τις ημιαργίες του Μεγάλου Σαββάτου, του Αγίου Πνεύματος και της Τρίτης του Πάσχα, η δε δεύτερη το Σάββατο προ του Αγίου Πνεύματος και το Δεκαπενταύγουστο. Η ομάδα 7 συγκεντρώνει τα Σάββατα, μαζί με τη Μεγάλη Πέμπτη και τη 16η Αυγούστου. Οι ομάδες 8, 9 και 10 αντιστοιχούν στις εργάσιμες ημέρες του καλοκαιριού, με κύριο χαρακτηριστικό ότι η πρώτη δεν παρουσιάζεται ποτέ τον Ιούλιο, ενώ η τελευταία μόνο τους μήνες Ιούνιο ως Αύγουστο, χωρίς να περιέχει καμία Δευτέρα.

Πίνακας 2.24: Κατανομή τυπικών ημερών ανά είδος ημέρας εβδομάδας των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος του καλοκαιριού του έτους 1985 με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 10

	Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
	1	2	3	4	5	6	7	
1	0	0	0	0	0	0	1	1
2	1	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	1	0	0	0	1	2
4	0	0	0	0	1	0	0	1
5	1	1	0	0	0	1	8	11
6	0	0	0	1	0	1	16	18
7	0	0	0	1	2	24	0	27
8	13	7	8	8	7	0	0	43
9	12	9	8	8	8	0	0	45
10	0	9	9	8	8	0	0	34
	Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							183



Σχήμα 2.40: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος καλοκαιριού έτους 1985 πλήθους 10 ομάδων με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)



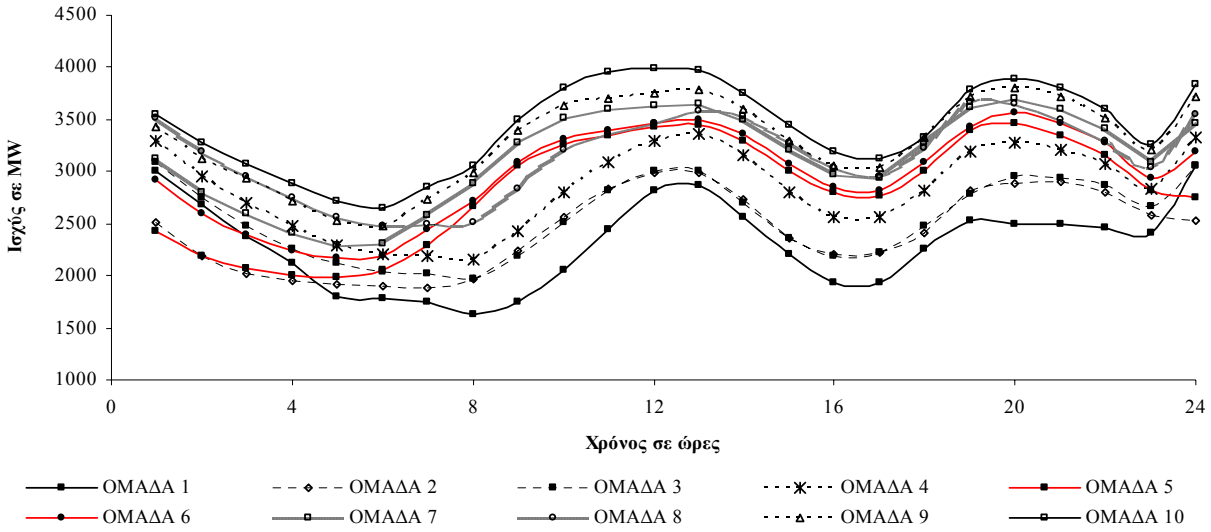
Σχήμα 2.41: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος καλοκαιριού έτους 1985 πλήθους 10 ομάδων με χρήση της βελτιστοποιημένης κ-μέσων, του κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση)

Ως προς τη μορφή των καμπυλών παρατηρείται ότι υπάρχουν δύο αιχμές και δύο κοιλάδες σε συγκεκριμένες ώρες (10:00-13:00, 18:00-21:00) και (01:00-06:00, 14:00-17:00) αντίστοιχα. Κατά τις περισσότερες ημέρες η αιχμή του μεσημεριού είναι υψηλότερη της αντίστοιχης της βραδινής εξαιρουμένων των μεγάλων αργιών (ομάδες 1 ως 4). Είναι εμφανής η διαφοροποίηση ανάμεσα στις τυπικές χρονολογικές καμπύλες των ομάδων κατά τη διάρκεια του εικοσιτετραώρου, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.40. Επίσης η τυπική απόκλιση κατά το καλοκαίρι λαμβάνει μικρότερες τιμές κατά 10% από την αντίστοιχη της κατηγοριοποίησης ανά έτος.

Αν πραγματοποιηθεί η ίδια διαδικασία για το χειμώνα του 1986 (Οκτώβριο 1985 – Μάρτιο 1986) προκύπτει ότι η καλύτερη απόδοση δίνεται από τη βελτιστοποιημένη κ-μέσων με χρήση του δείκτη *WCBCR* για πλήθος 10 ομάδων. Η κατανομή των τυπικών ημερών ανά είδος ημέρας εβδομάδας παρουσιάζονται στον πίνακα 2.25, ενώ οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές καμπύλες καταγράφονται στο σχήμα 2.42 (στους ίδιους άξονες οι μέσες τιμές των καμπυλών άνευ τυπικών αποκλίσεων).

Πίνακας 2.25: Κατανομή τυπικών ημερών ανά είδος ημέρας εβδομάδας των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος του χειμώνα του έτους 1986 με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 10

	Είδος Ημέρας (1 για Δευτέρα, κτλ.)							Σύνολο ημερών ανά ομάδα
	1	2	3	4	5	6	7	
1	0	0	1	0	0	0	0	1
2	1	0	0	0	0	0	6	7
3	1	1	1	1	0	0	11	15
4	1	0	0	0	1	6	9	17
5	6	6	6	5	3	5	0	31
6	9	6	6	6	7	6	0	40
7	5	7	6	7	7	0	0	32
8	0	1	0	1	0	9	0	11
9	3	4	4	4	7	0	0	22
10	0	1	2	2	1	0	0	6
	Συνολικός αριθμός ημερών υπό μελέτη							182



Σχήμα 2.42: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος χειμώνα 1986 πλήθους 10 ομάδων με χρήση βελτιστοποιημένης κ-μέσων, κριτηρίου αξιολόγησης *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

Αν ληφθεί υπόψη και η ημερολογιακή κατανομή των τυπικών ημερών κατά τη διάρκεια του χειμώνα προκύπτει ότι η μονομελής ομάδα 1 αντιπροσωπεύει την Πρωτοχρονιά. Η ομάδα 2 περιέχει τις Κυριακές χαμηλού φορτίου μαζί με την 28^{η} Οκτωβρίου, ενώ η ομάδα 3 τις Κυριακές μέσου φορτίου μαζί με τα Χριστούγεννα, τη δεύτερη μέρα των Χριστουγέννων, την Καθαρά Δευτέρα και την 25^{η} Μαρτίου. Η ομάδα 4 περιλαμβάνει τις Κυριακές υψηλού φορτίου, τα Σάββατα χαμηλού φορτίου, τα Φώτα και την τρίτη ημέρα μετά τα Χριστούγεννα, η οποία τύγχανε να είναι Παρασκευή και μαζί με τη γιορτή των Χριστουγέννων σχημάτιζε πενθήμερο. Η ομάδα 5 περιλαμβάνει ανοιξιάτικες και φθινοπωρινές εργάσιμες μέρες με καλές καιρικές συνθήκες και Σάββατα μέσου φορτίου με δύο αιχμές και δύο κοιλάδες, ενώ η ομάδα 6 αντίστοιχες ημέρες με διαφορετική μορφή καμπύλης (τριών αιχμών-τριών κοιλάδων). Η ομάδα 7 περιλαμβάνει χειμωνιάτικες εργάσιμες ημέρες μέσου φορτίου, η 9 υψηλού και η 10 αρκετά υψηλού φορτίου. Η δε ομάδα 8 περιλαμβάνει τα Σάββατα υψηλού φορτίου και την Παραμονή των Χριστουγέννων.

Ως προς τη μορφή των καμπυλών παρατηρείται ότι υπάρχουν τρεις αιχμές και τρεις κοιλάδες σε συγκεκριμένες ώρες (10:00-13:00, 18:00-21:00, 24:00) και (01:00-06:00, 14:00-17:00, 22:00-23:00) αντίστοιχα, εξαιρώντας τις τυπικές ημέρες 2 και 5. Κατά τις περισσότερες ημέρες η αιχμή του μεσημεριού είναι χαμηλότερη της αντίστοιχης της βραδινής εξαιρουμένων της τυπικής ημέρας μεγίστου φορτίου (ομάδα 10) και των αργιών-Κυριακών (ομάδες 1 ως 3).

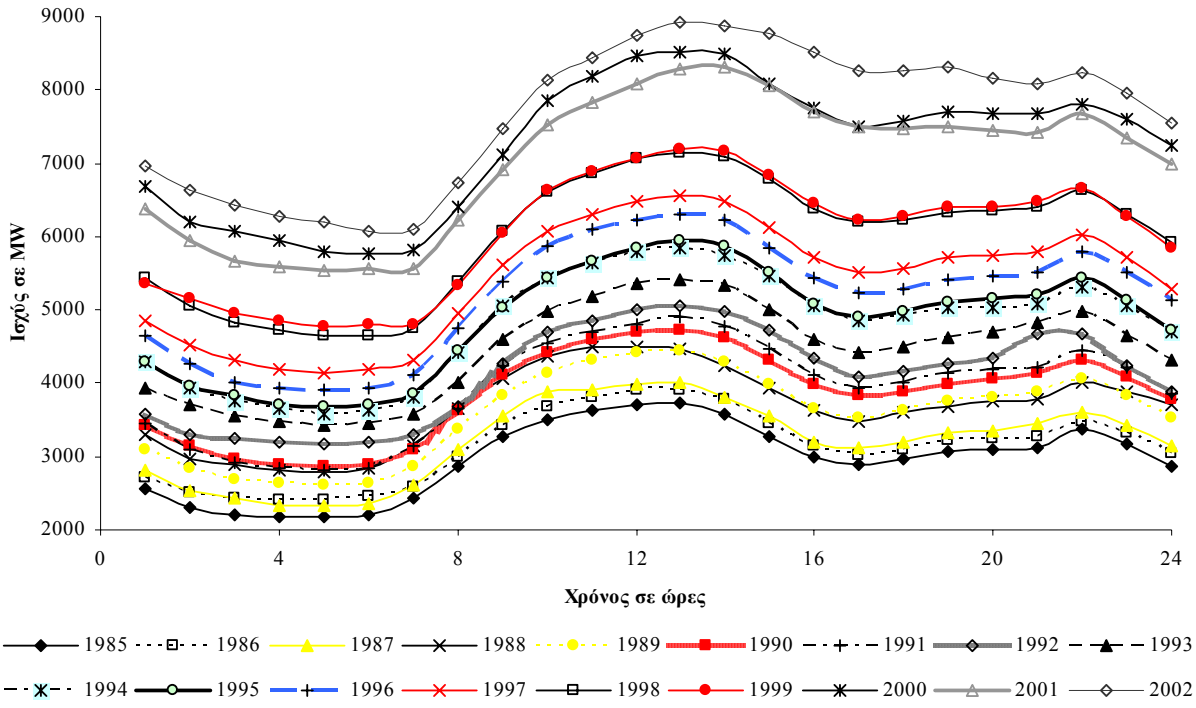
Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για τις εποχές των υπόλοιπων ετών, όπου η αντίστοιχη συμπεριφορά περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 10 ως 14 ομάδων, καθώς ο πληθυσμός κάθε εποχής δεν ξεπερνά τις 183 ημέρες (οπότε το μέγιστο πλήθος χρήσιμων ομάδων είναι $\sqrt{183} \approx 14$).

Αν συγκριθούν τα αποτελέσματα όλων των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους δείκτες καταλληλότητας για πλήθος ομάδων 10, τότε προκύπτει ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα *J*, σύμφωνα με τον πίνακα 2.26. Η βελτιστοποιημένη κ-μέσων κυριαρχεί στους δείκτες *MIA*, *CDI* και *WCBCR*, ο διανυσματικός κβαντιστής στο δείκτη *DBI,* ενώ η ιεραρχική μέθοδος UPGMC δίνει καλύτερα αποτελέσματα στο δείκτη *SMI*, αν ληφθεί υπόψη το πλήθος των νεκρών κέντρων στα οποία οδηγείται ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης. Αντίθετα ο μονοδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης και οι ιεραρχικές μέθοδοι πλήρους, απλής σύνδεσης και WARD δεν έχουν καμία συμμετοχή στη διαμόρφωση των βέλτιστων αποτελεσμάτων.

Πίνακας 2.26: Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης για το σύνολο 18 καλοκαιριών (1985-2002) και 19 χειμώνων (1985-2003) χρονολογικών καμπυλών ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος για 10 αντιπροσωπευτικές ομάδες (οι χειμώνες των ετών 1985 και 2003 έχουν το μισό πλήθος διανυσμάτων από τις υπόλοιπες εποχές λόγω έλλειψης στοιχείων για το 4^{ο} τρίμηνο του 1984 και το 1^{ο} του 2003)

Μέθοδος	*Πλήθος ετών με βέλτιστη συμπεριφορά ανά μέθοδο κατηγοριοποίησης για κάθε δείκτη καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	1	24	31	7	12	29
AVQ	2	0	0	7	16	0
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0	0	0	0	0	1
CL	0	0	0	0	0	0
SL	0	0	0	0	0	0
UPGMA	0	3	0	0	0	1
UPGMC	0	7	0	2	5	3
WARD	0	0	0	0	0	0
WPGMA	0	0	0	0	1	0
WPGMC	0	3	0	0	2	2
Μονοδιάστατο SOM	0	0	0	0	0	0
Διδιάστατο SOM με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών για διαστάσεις χάρτη & κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	34	0	6	21	1	1

Με τη χρήση των δύο εποχών, δηλαδή του καλοκαιριού (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) και του χειμώνα (Οκτώβριος-Μάρτιος), δεν εμφανίζεται το πρόβλημα μεταβολής της χρονολογικής καμπύλης φορτίου της ίδιας τυπικής ημέρας κατά τη διάρκεια ενός εξαμήνου λόγω αύξησης του αντίστοιχο φορτίου, σε αντίθεση μ' αυτό που συμβαίνει κατά τη χρήση ενός έτους. Επίσης δεν εμπλέκονται πλέον οι χειμωνιάτικες και με τις καλοκαιρινές ημέρες, με συνέπεια η κάθε ομάδα διαχρονικά να χαρακτηρίζεται κατά κύριο λόγο από τα ίδια μέλη, δηλαδή σε μία κατηγοριοποίηση με 10 τυπικές ομάδες η 10^{η} ομάδα της καλοκαιρινής περιόδου συνεχίζει να αντιστοιχεί στις εργάσιμες ημέρες με το υψηλότερο φορτίο, όπως ενδεικτικά καταγράφεται στο σχήμα 2.43. Βέβαια η εξέλιξή της ανά έτος επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τις εκάστοτε καιρικές συνθήκες, με συνέπεια ο ρυθμός αύξησης του φορτίου να μην είναι σταθερός, όπως φαίνεται χαρακτηριστικά από τη σύγκριση των χρονολογικών καμπυλών του έτους 1998 με 1999 ή του 2000 με 2001 στο σχήμα 2.43. Επίσης μικρές διαφοροποιήσεις στην ταξινόμηση ορισμένων ημερών (ιδιαίτερα αργιών) συμβαίνουν με την πάροδο των ετών, αλλά είναι πιο εύκολο να αντιμετωπιστούν με τη βοήθεια της ταξινόμησης ανά εποχή. Τονίζεται δε ότι σε κάθε περίπτωση τόσο το πλήθος των σχηματιζόμενων ομάδων, όσο και ο διαχωρισμός σε έτη, εποχές, ή μήνες προσδιορίζονται από το χρήστη και το είδος της εφαρμογής όπου χρησιμοποιούνται τα αντίστοιχα αποτελέσματα.



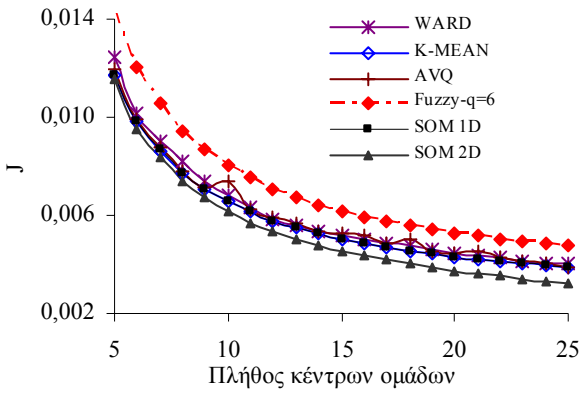
Σχήμα 2.43: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος για την ομάδα 10 καλοκαιριών 1985 ως 2002 για κατηγοριοποίηση με μέγιστο πλήθος 10 ομάδων με χρήση βέλτιστης μεθόδου αναγνώρισης προτύπων και κριτηρίου καταλληλότητας *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

2.10. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Κατηγοριοποίησης Χρονολογικών Καμπυλών για τη Θερμοκρασία

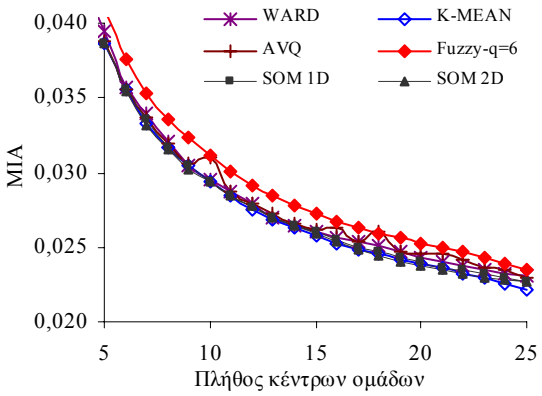
2.10.1. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης για τη Χρονική Περίοδο 1986-2000

Στη συνέχεια εφαρμόζεται η μεθοδολογία της κατηγοριοποίησης με χρήση τεχνικών αναγνώρισης προτύπων στις χρονολογικές καμπύλες των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης. Τα διαθέσιμα δεδομένα είναι η μέση θερμοκρασία ανά τρίωρο για τα έτη 1986 ως 2000. Οι ετήσιες μεταβολές της θερμοκρασίας κατά τη διάρκεια των δεκαπέντε ετών (π.χ. αύξηση της μέσης θερμοκρασίας λόγω φαινομένου θερμοκηπίου) μπορούν να παραληφθούν ως αμελητέες εξαιτίας του μικρού τους μεγέθους για το αντίστοιχο χρονικό διάστημα μελέτης. Η μεθοδολογία μπορεί να εφαρμοστεί είτε για ολόκληρη τη χρονική περίοδο των 15 ετών, είτε για συγκεκριμένους μήνες της αντίστοιχης περιόδου, όπως για το τυπικό καλοκαίρι του φορτίου του συστήματος θεωρώντας από όλα τα έτη μόνο τους μήνες από Απρίλιο ως Σεπτέμβριο.

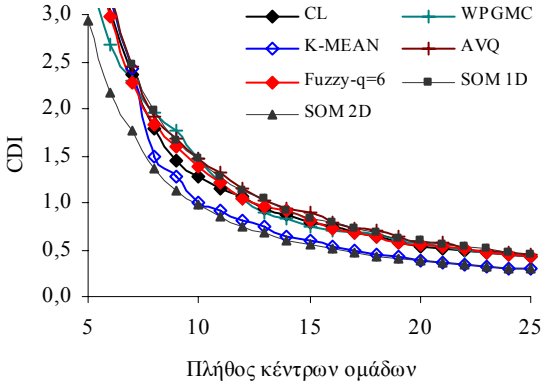
Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης στις ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες τρίωρων θερμοκρασιών της Αθήνας (περιοχής Ελληνικού) για τη χρονική περίοδο 1986-2000 προκύπτει το σχήμα 2.44, στο οποίο παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας. Παρατηρείται ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς τους δείκτες καταλληλότητας *J*, *CDI* και *WCBCR*. Η προτεινόμενη μέθοδος κ-μέσων συναγωνίζεται τα αποτελέσματα του διδιάστατου χάρτη ως προς το δείκτη καταλληλότητας *MIA*, ενώ ως προς το δείκτη *CDI* προσεγγίζει τις αντίστοιχες αριθμητικές τιμές του διδιάστατου χάρτη σε μεγάλο βαθμό, χωρίς να τις βελτιώνει. Αντίστοιχα η ασαφής λογική κ-μέσων λαμβάνει κοντινά αριθμητικά αποτελέσματα ως προς το διδιάστατο χάρτη ως προς το δείκτη *WCBCR*. Οι ιεραρχικές μέθοδοι UPGMC και UPGMA δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα για το δείκτη του πίνακα ομοιότητας *SMI*, ενώ οι ιεραρχικές μέθοδοι SL και UPGMA κυριαρχούν ως προς το δείκτη *DBI*, αν ληφθεί υπόψη ο σχηματισμός νεκρών κέντρων εκ μέρους του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη κατά τη βελτιστοποίησή του ως προς τον αντίστοιχο δείκτη.



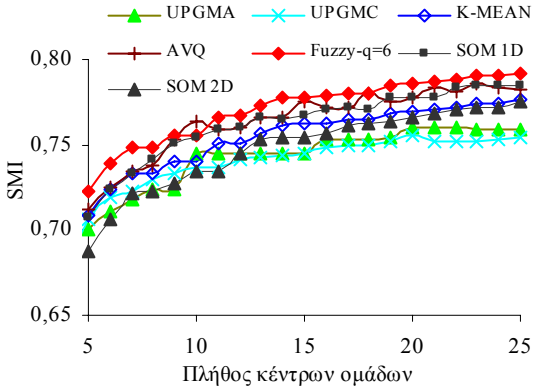
α. Δείκτης J



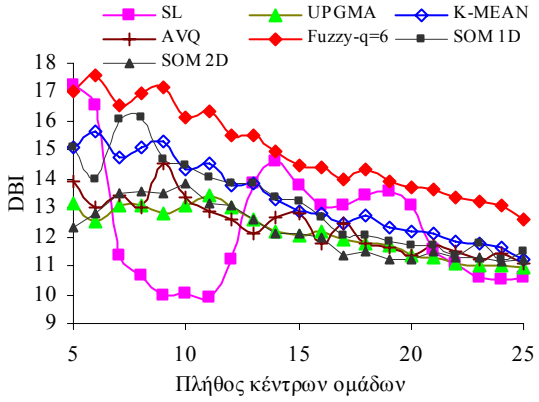
β. Δείκτης MIA



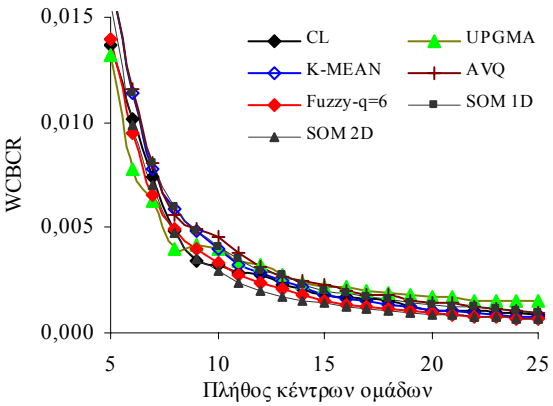
γ. Δείκτης CDI



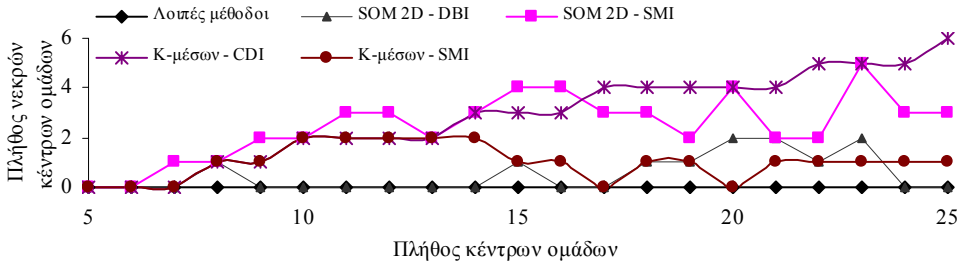
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI



στ. Δείκτης WCBCR



ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

Σχήμα 2.44: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης για τις χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας (περιοχής Ελληνικού) για περίοδο μελέτης 1986-2000 (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου και διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά)

Ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και της τετραγωνικής ρίζας του συνολικού πλήθους των διανυσμάτων υπό ταξινόμηση [29], οπότε στην παρούσα περίπτωση μπορεί να φτάσει ως το 74 (για 5479 διανύσματα). Ωστόσο για πλήθος ομάδων από 20 και πάνω οι αριθμητικές τιμές των δεικτών καταλληλότητας (ιδιαίτερα του *WCBCR*) σταθεροποιούνται ή βελτιώνονται με πολύ αργούς ρυθμούς και η αντίστοιχη περιγραφή είναι αρκετά ικανοποιητική.

Στον πίνακα 2.27 καταγράφονται τα αντίστοιχα αριθμητικά αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για είκοσι αντιπροσωπευτικές ομάδες για την περίοδο μελέτης 1986-2000 επιβεβαιώνοντας την υπεροχή του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με δευτεροβάθμια ταξινόμηση κ-μέσων.

Πίνακας 2.27: Αποτελέσματα δεικτών καταλληλότητας για 20 τυπικές ομάδες των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών Αθήνας (περιοχής Ελληνικού) με εφαρμογή της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

Μέθοδος	*Δείκτης Καταλληλότητας*					
	J	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βελτιστοποιημένη κ-μέσων	0,004321	0,02387	0,3922	0,7698	12,1872	0,0010825
AVQ	0,004464	0,02459	0,5849	0,7778	11,3586	0,0013888
Ασαφή κ-μέσων (q=6)	0,005294	0,02527	0,4810	0,7856	13,6992	0,0009050
CL	0,004961	0,02542	0,5259	0,7793	12,8404	0,0010849
SL	0,031456	0,05300	0,9244	0,7778	13,0615	0,0058950
UPGMA	0,006905	0,03247	0,5923	0,7602	*11,3363*	0,0016690
UPGMC	0,007019	0,03276	0,6329	*0,7559*	11,6580	0,0018857
WARD	0,004488	0,02436	0,5705	0,7860	13,8417	0,0012679
WPGMA	0,005450	0,02745	0,5546	0,7799	13,1129	0,0013112
WPGMC	0,006314	0,03056	0,5805	0,7646	11,9704	0,0015673
Μονοδιάστατο SOM	0,004322	0,02399	0,5929	0,7776	11,6867	0,0013747
SOM 152x3 με χρήση κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση	*0,003751*	*0,02377*	*0,3834*	0,7662	*11,2474*	*0,0009018*

Λαμβάνοντας υπόψη την απόδοση του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση και το βασικό θεωρητικό πλεονέκτημα του δείκτη *WCBCR* που καλύπτει τα χαρακτηριστικά των δεικτών *J* και *CDI* προτείνεται η χρήση της προαναφερθείσας μεθόδου με το δείκτη καταλληλότητας *WCBCR* για τις χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών της υπό μελέτη περιόδου. Η κατανομή των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών με πλήθος 20 ομάδων ανά έτος παρουσιάζεται στον πίνακα 2.28. Οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες καταγράφονται στα σχήματα 2.45 (στους ίδιους άξονες οι μέσες τιμές των καμπυλών) και 2.46 (ξεχωριστά ανά ομάδα με μέση τιμή ± τυπική απόκλιση).

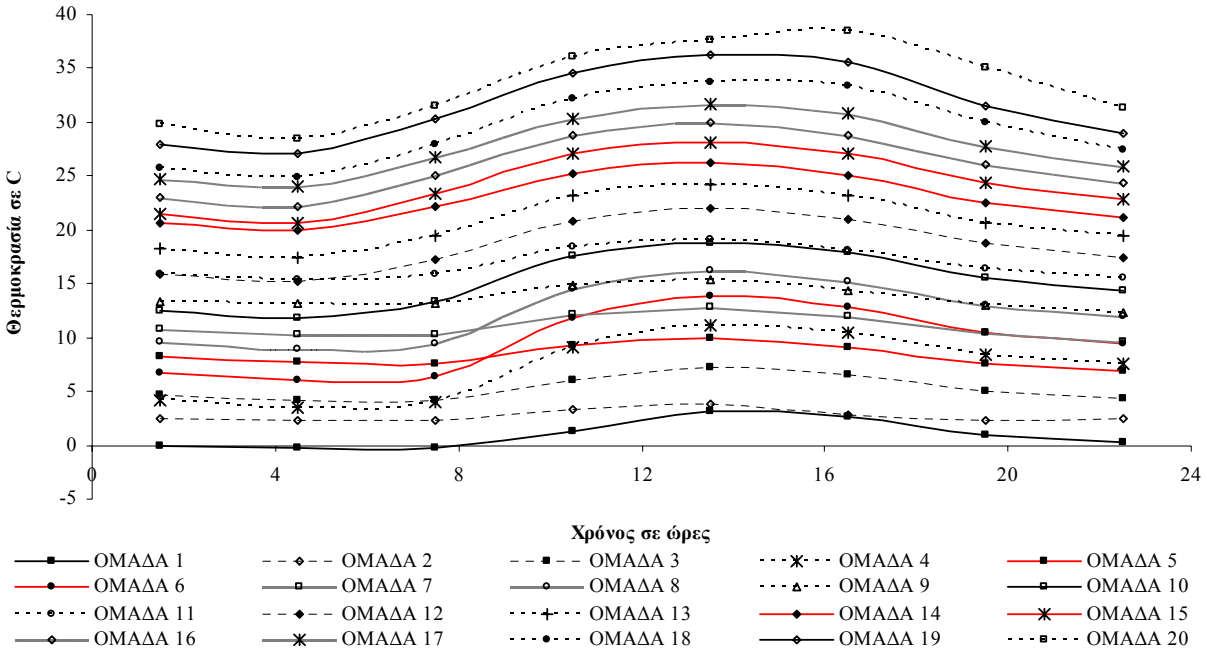
Από τη μελέτη των αντίστοιχων αποτελεσμάτων προκύπτει ότι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ακραίων θερμοκρασιών, όπως πολύ ψυχρές ημέρες (ομάδες 1, 2) ή πολύ θερμές ημέρες (ομάδα 20) συμβαίνουν σπάνια, ενώ συνήθως συνοδεύονται από αύξηση του πλήθους και των άλλων ημερών δυσμενών καιρικών συνθηκών.

Οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών είναι μορφής «καμπάνας», η οποία σε ορισμένες περιπτώσεις είναι πιο απότομη, όπως της ομάδας 6 που αντιστοιχεί σε ημέρα βελτίωσης των καιρικών συνθηκών κατά την περίοδο του χειμώνα. Η τυπική απόκλιση λαμβάνει μικρές τιμές κάτω του 0,1^{o}C εξαιρώντας τις ημέρες ακραίων καιρικών συνθηκών που φθάνει στους 0,5^{o}C.

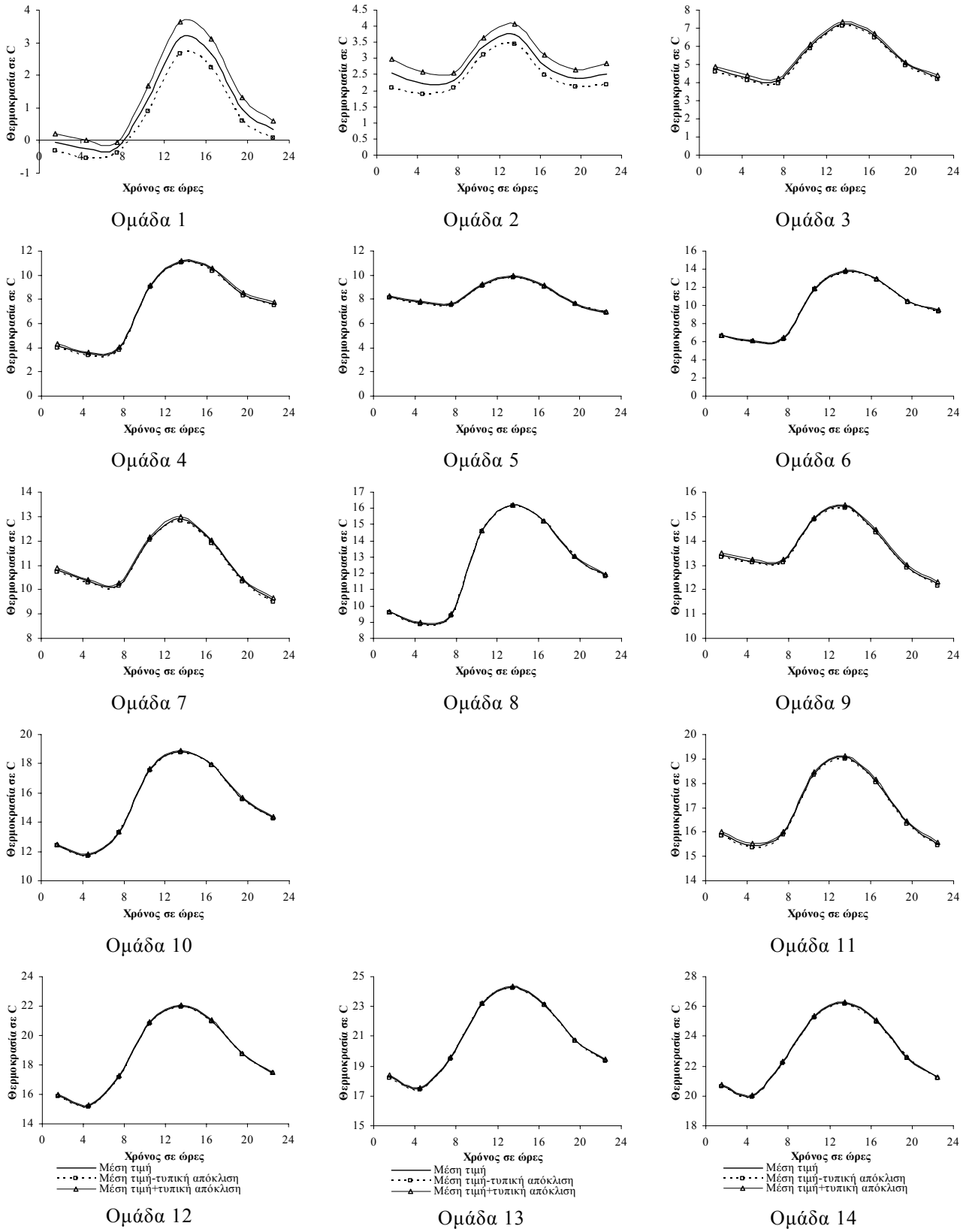
Αν η ίδια διαδικασία εφαρμοστεί στην περίπτωση των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών της Θεσσαλονίκης, τότε γίνεται ικανοποιητική περιγραφή με 20 ομάδες. Τα αποτελέσματα των δεικτών καταλληλότητας για τις 20 ομάδες ως προς τη βέλτιστη μέθοδο καταγράφονται στον πίνακα 2.29. Στο σχήμα 2.47 παρουσιάζονται ενδεικτικά οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές καμπύλες με χρήση του διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη και της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση για το δείκτη *WCBCR*. Από την αντίστοιχη μελέτη προκύπτουν τα ίδια συμπεράσματα με τα αντίστοιχα της Αθήνας. Από τη σύγκριση των θερμοκρασιακών καμπυλών φαίνεται καθαρά ότι κατά τη χειμερινή περίοδο οι αντίστοιχες ακραίες θερμοκρασιακές ημέρες λαμβάνουν αισθητά μικρότερες τιμές (κατά 5^{o}C), το οποίο δεν συμβαίνει στον ίδιο βαθμό κατά την καλοκαιρινή περίοδο.

Πίνακας 2.28: Κατανομή τυπικών ημερών ανά έτος των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών Αθήνας (μετεωρολογικός σταθμός Ελληνικού) για περίοδο μελέτης 1986-2000 με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20

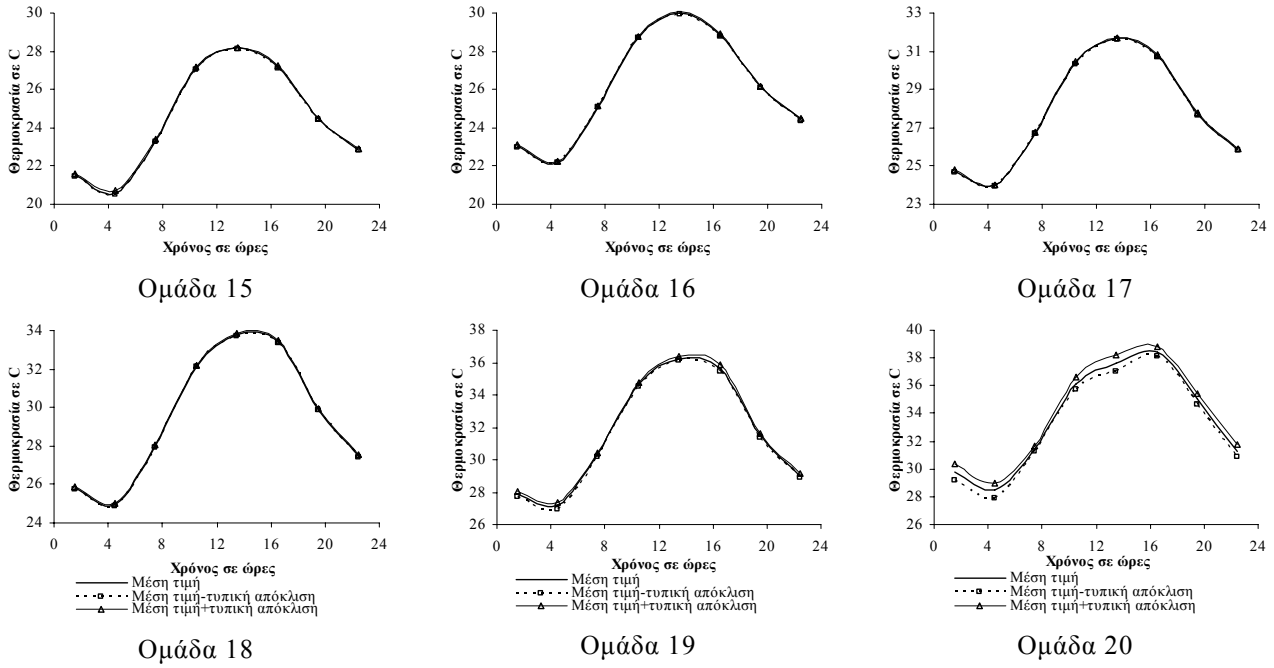
Ομάδα Τυπικής Καμπύλης Θερμοκρασιών	Έτος															Σύνολο ανά ομάδα
	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	
1	0	5	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	8
2	0	4	0	0	1	6	4	1	1	0	1	0	0	0	1	19
3	6	12	7	6	4	20	16	19	10	6	10	6	10	2	7	141
4	5	9	5	15	13	5	13	7	4	7	6	7	8	5	11	120
5	11	11	21	25	13	13	27	18	9	17	27	19	21	14	24	270
6	17	15	22	21	17	16	21	23	15	13	4	26	20	19	13	262
7	29	28	36	15	17	22	11	18	22	20	27	22	17	19	13	316
8	40	26	31	24	20	30	28	27	35	34	31	39	34	30	24	453
9	26	30	25	17	23	20	17	22	32	36	29	36	20	26	20	379
10	26	30	32	31	42	37	19	25	27	34	37	20	26	32	35	453
11	21	30	20	34	25	26	19	22	16	17	17	20	17	23	22	329
12	40	25	10	37	33	28	36	15	32	32	22	17	35	18	32	412
13	14	22	30	23	31	17	30	33	23	26	26	30	27	30	29	391
14	27	15	32	31	24	36	37	28	15	3	22	23	24	17	23	357
15	27	23	15	19	19	21	26	28	19	26	23	27	21	39	19	352
16	31	34	21	32	34	32	24	33	30	42	33	26	25	30	30	457
17	28	27	25	22	30	20	21	28	45	36	29	33	24	26	25	419
18	17	12	25	13	18	13	14	15	24	14	18	14	19	26	22	264
19	0	5	6	0	1	1	2	3	6	2	4	0	11	7	16	64
20	0	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	2	0	13
Σύνολο ημερών	365	365	366	365	365	365	366	365	365	365	366	365	365	365	366	5479



Σχήμα 2.45: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας (μετεωρολογικός σταθμός Ελληνικού) για περίοδο μελέτης 1986-2000 με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20 (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)



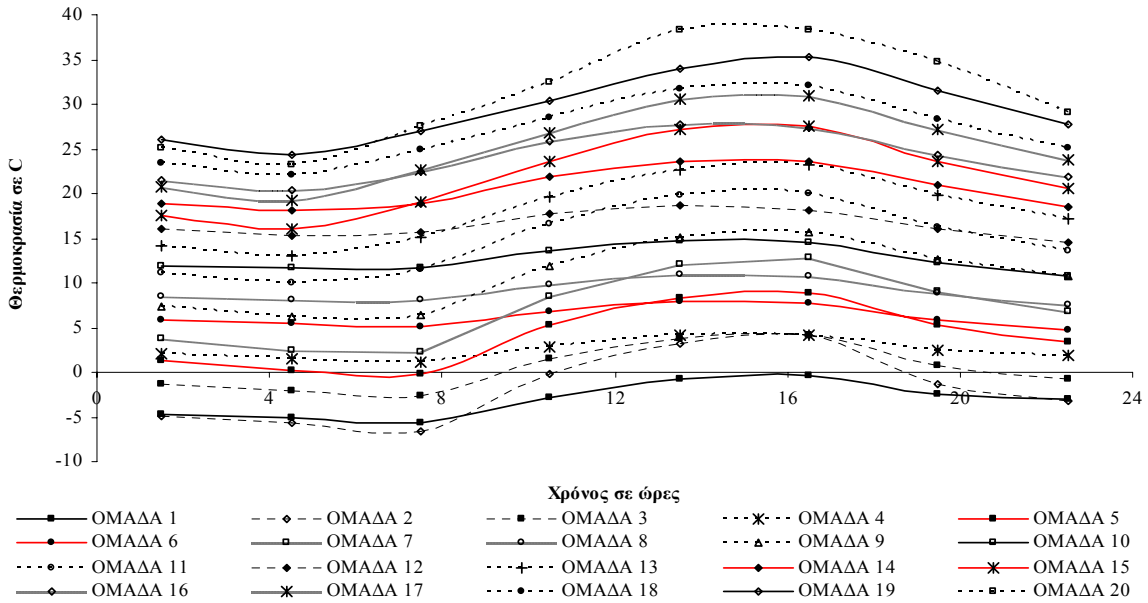
Σχήμα 2.46α: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας (μετεωρολογικός σταθμός Ελληνικού) για περίοδο μελέτης 1986-2000 με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20 (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση)



Σχήμα 2.46β: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας (μετεωρολογικός σταθμός Ελληνικού) για περίοδο μελέτης 1986-2000 με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20 (μέση τιμή ± τυπική απόκλιση)

Πίνακας 2.29: Αποτελέσματα δεικτών καταλληλότητας για 20 τυπικές ομάδες των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών Θεσσαλονίκης για περίοδο μελέτης 1986-2000 με καταγραφή βέλτιστων αριθμητικών τιμών και των αντίστοιχων μεθόδων αναγνώρισης προτύπων

Δείκτης καταλληλότητας	*J*	*MIA*	*CDI*	*SMI*	*DBI*	*WCBCR*
Βέλτιστη μέθοδος	SOM -2D	K-μέσων	SOM -2D	UPGMC	SL	SOM -2D
Αποτελέσματα	0,003983	0,02451	0,3863	0,7438	10,4003	0,0011817



Σχήμα 2.47: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Θεσσαλονίκης για περίοδο μελέτης 1986-2000 με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη μεγέθους 108x3 με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος επιθυμητών κέντρων 20 (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

2.10.2. Κατηγοριοποίηση Χρονολογικών Καμπυλών Θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης ανά Εποχή (καλοκαίρι-χειμώνα) για τη Χρονική Περίοδο 1986-2000

Από την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών τρίωρων θερμοκρασιών της Αθήνας (περιοχής Ελληνικού) για την περίοδο του καλοκαιριού (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) των ετών μελέτης 1986-2000 προκύπτει το σχήμα 2.48, στο οποίο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας.

Από τη μελέτη του τελευταίου προκύπτει ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς τους δείκτες καταλληλότητας *J* και *CDI*. Η βελτιστοποιημένη μέθοδος κ-μέσων συναγωνίζεται τα αποτελέσματα του διδιάστατου χάρτη ως προς το δείκτη καταλληλότητας *MIA*. Ως προς το δείκτη *CDI* προσεγγίζει τις αντίστοιχες αριθμητικές τιμές του διδιάστατου χάρτη σε μεγάλο βαθμό, χωρίς να τις βελτιώνει. Ως προς το δείκτη *WCBCR* η ασαφής λογική κ-μέσων λαμβάνει τα βέλτιστα αποτελέσματα στις περισσότερες περιπτώσεις ανταγωνιζόμενη σκληρά τόσο την κ-μέσων, όσο και το διδιάστατο αυτό-οργανωμένο χάρτη. Οι ιεραρχικές μέθοδοι UPGMC και UPGMA δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα για το δείκτη του πίνακα ομοιότητας *SMI*, ενώ η ιεραρχική SL κυριαρχεί ως προς το δείκτη *DBI*.

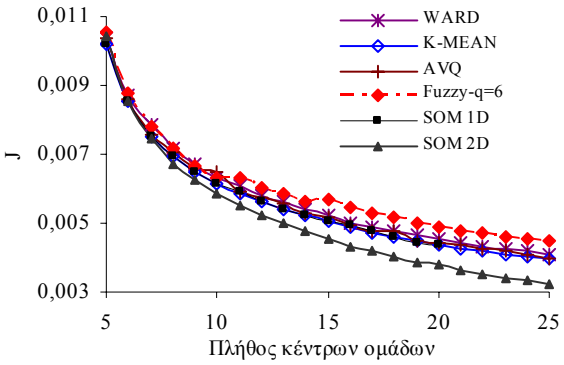
Ο αριθμός των τελικών τυπικών ομάδων προτείνεται να είναι μεταξύ του 2 και της τετραγωνικής ρίζας του συνολικού πλήθους των διανυσμάτων υπό ταξινόμηση [29], οπότε στην παρούσα περίπτωση μπορεί να φτάσει ως το 53 (για 2745 διανύσματα). Ωστόσο για πλήθος ομάδων από 15 και πάνω οι αριθμητικές τιμές των δεικτών καταλληλότητας βελτιώνονται με αργούς ρυθμούς και η αντίστοιχη περιγραφή είναι ικανοποιητική. Το ίδιο συμπέρασμα για το πλήθος των ομάδων προκύπτει κατά την επανάληψη της διαδικασίας κατηγοριοποίησης για τις περιπτώσεις της χειμωνιάτικης περιόδου (Οκτώβριος-Μάρτιος) για την Αθήνα και της καλοκαιρινής και της χειμωνιάτικης περιόδου για τη Θεσσαλονίκη.

Στον πίνακα 2.30 καταγράφονται ενδεικτικά τα αντίστοιχα αποτελέσματα των βέλτιστων μεθόδων κατηγοριοποίησης ως προς τους έξι δείκτες καταλληλότητας για δεκαπέντε αντιπροσωπευτικές ομάδες για την καλοκαιρινή και τη χειμωνιάτικη περίοδο των περιοχών Αθήνας και Θεσσαλονίκης για τα έτη μελέτης 1986-2000. Στα σχήματα 2.49 και 2.50 καταγράφονται οι αντίστοιχες τυπικές χρονολογικές καμπύλες με χρήση της εκάστοτε βέλτιστης μεθόδου για το δείκτη καταλληλότητας *WCBCR*. Από πλευράς τυπικών αποκλίσεων κινούνται στα ίδια επίπεδα με της προηγούμενης παραγράφου ξεπερνώντας όμως την τιμή του 1 ^{o}C για τις ολιγομελείς ομάδες.

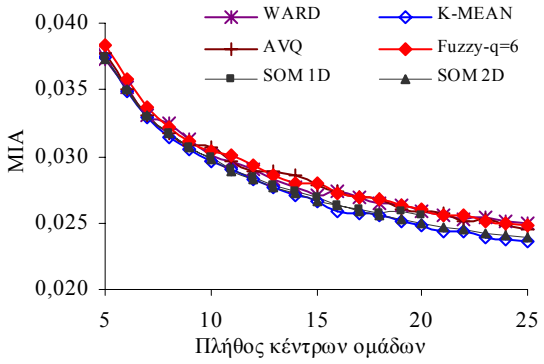
Πίνακας 2.30: Αποτελέσματα δεικτών καταλληλότητας για 15 τυπικές ομάδες των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης με καταγραφή βέλτιστων αριθμητικών τιμών και των αντίστοιχων μεθόδων αναγνώρισης προτύπων για την καλοκαιρινή (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) και τη χειμερινή περίοδο (Οκτώβριος-Μάρτιος) των ετών μελέτης 1986-2000

	Αθήνα				Θεσσαλονίκη			
	Καλοκαίρι		Χειμώνας		Καλοκαίρι		Χειμώνας	
Δείκτης καταλληλότητας	Τιμή	Βέλτιστη Μέθοδος	Τιμή	Βέλτιστη Μέθοδος	Τιμή	Βέλτιστη Μέθοδος	Τιμή	Βέλτιστη Μέθοδος
J	0,004566	SOM-2D	0,005918	SOM-2D	0,005147	SOM-2D	0,006847	SOM-2D
MIA	0,02663	K-μέσων	0,02980	SOM-2D	0,02799	K-μέσων	0,03162	SOM-2D
CDI	0,3615	SOM-2D	0,4714	SOM-2D	0,4126	SOM-2D	0,4813	SOM-2D
SMI	0,7371	UPGMC	0,7331	UPGMC	0,7308	UPGMC	0,7249	UPGMC
DBI	6,8020	SL	8,0185	SL	8,7540	UPGMC	9,4604	UPGMA
WCBCR	0,001894	Ασαφή κ-μέσων	0,001929	Ασαφή κ-μέσων	0,002415	Ασαφή κ-μέσων	0,002800	SOM-2D

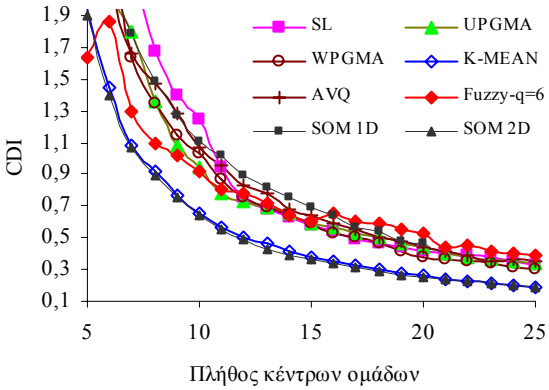
Από το διαχωρισμό του συνόλου των χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών μίας περιοχής σε δύο περιόδους προκύπτει η ανάγκη χρήσης συνολικά περισσοτέρων ομάδων (30) σε σχέση με εκείνες που χρειάζονται κατά την αντιμετώπιση των ίδιων καμπυλών ως ενιαίο σύνολο (20). Ο τελικός αριθμός ομάδων που προτείνεται προς χρήση εξαρτάται από την εφαρμογή που αξιοποιούνται τα αντίστοιχα αποτελέσματα.



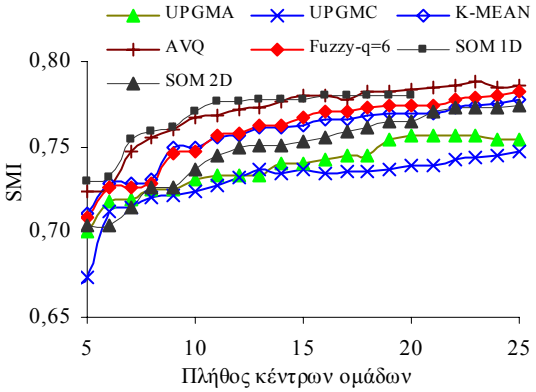
α. Δείκτης J



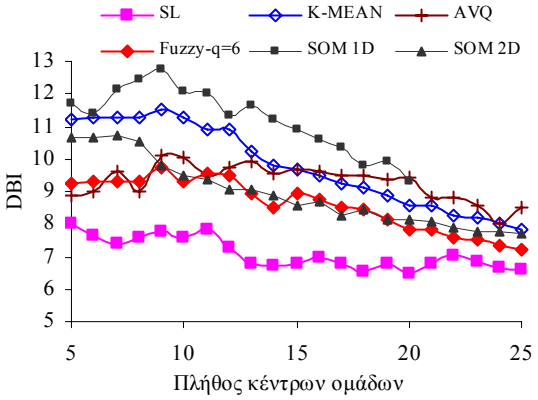
β. Δείκτης MIA



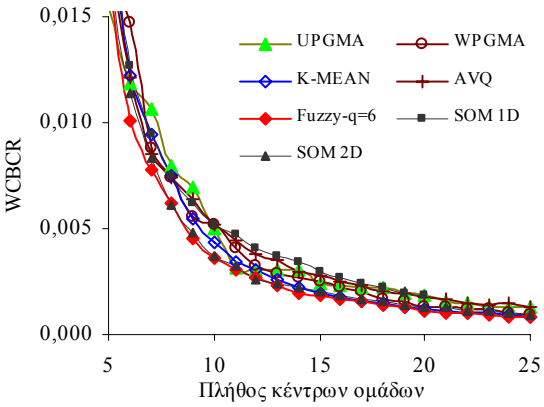
γ. Δείκτης CDI



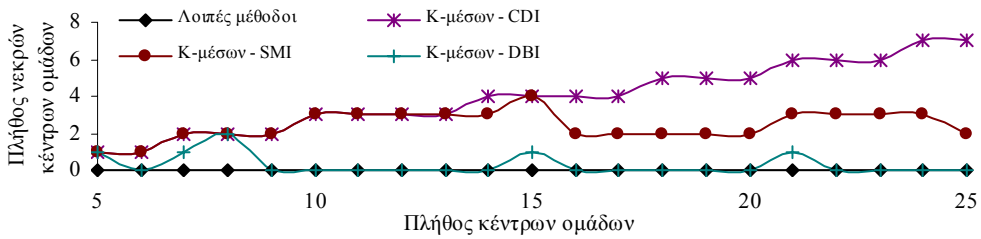
δ. Δείκτης SMI



ε. Δείκτης DBI

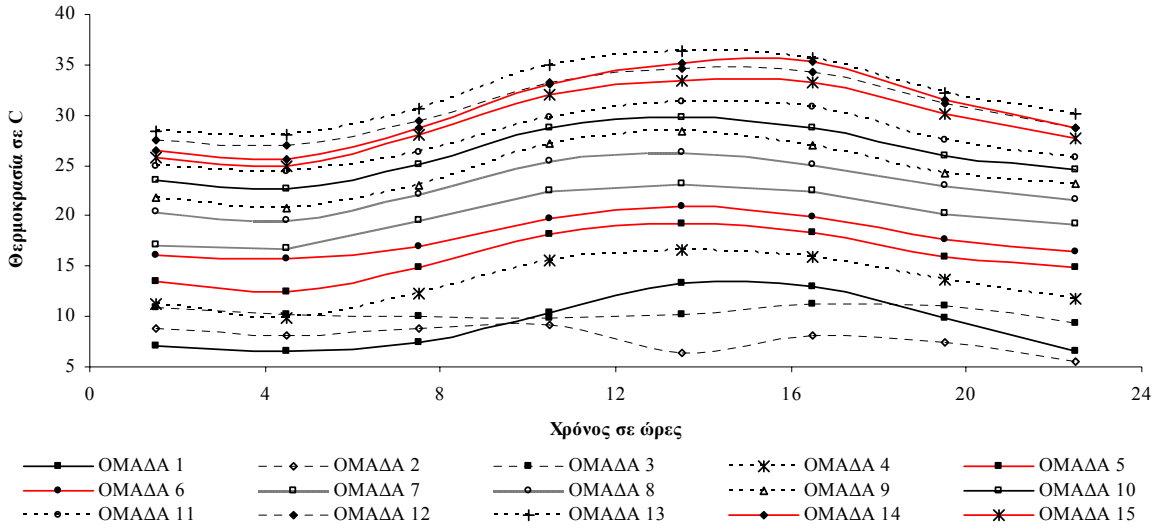


στ. Δείκτης WCBCR

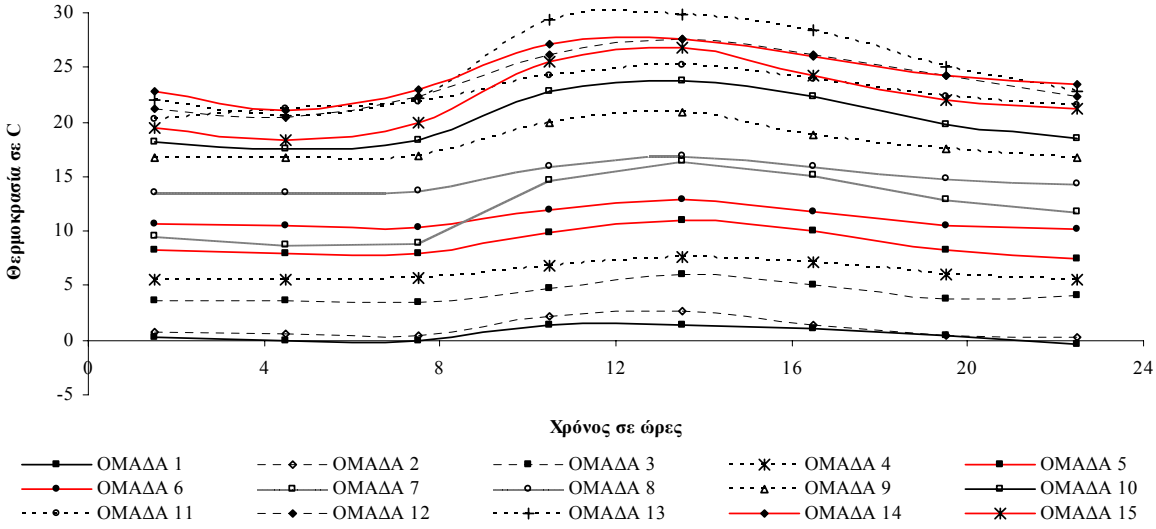


ζ. Νεκρά κέντρα (μέθοδος-δείκτης καταλληλότητας ως προς τον οποίον έχει γίνει βελτιστοποίηση)

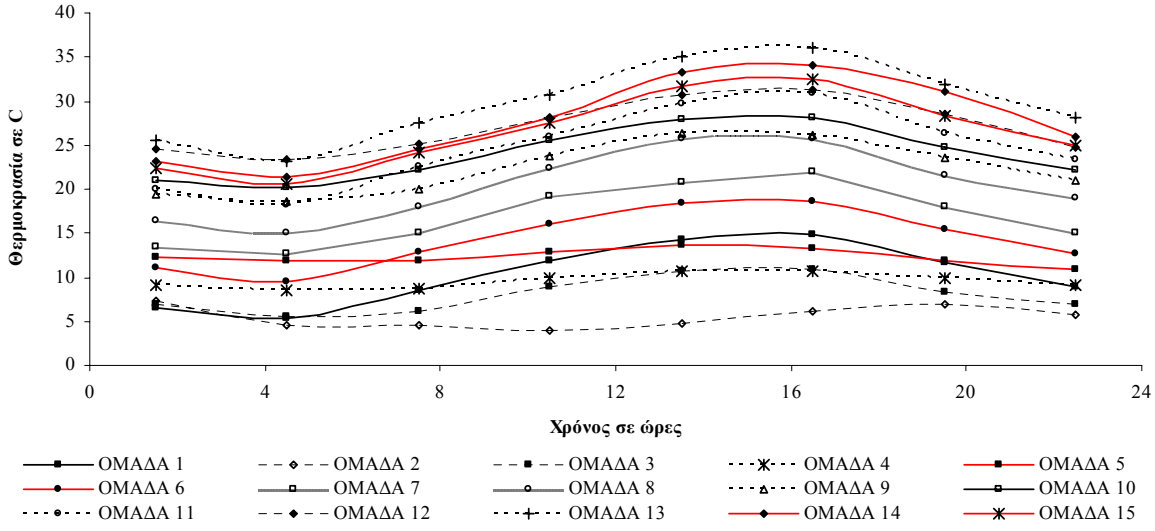
Σχήμα 2.48: Κριτήρια αξιολόγησης και πλήθος νεκρών κέντρων συναρτήσει του πλήθους ομάδων για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης για τις χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας για την καλοκαιρινή περίοδο (Απρίλιος-Οκτώβριος) με έτη μελέτης 1986-2000 (κ-μέσων, LVQ, ασαφούς λογικής κ-μέσων με q=6, μονοδιάστατου και διδιάστατου SOM, βέλτιστης ιεραρχικής μεθόδου εκ των αρχικών επτά)



α. Αθήνα – καλοκαιρινή περίοδος

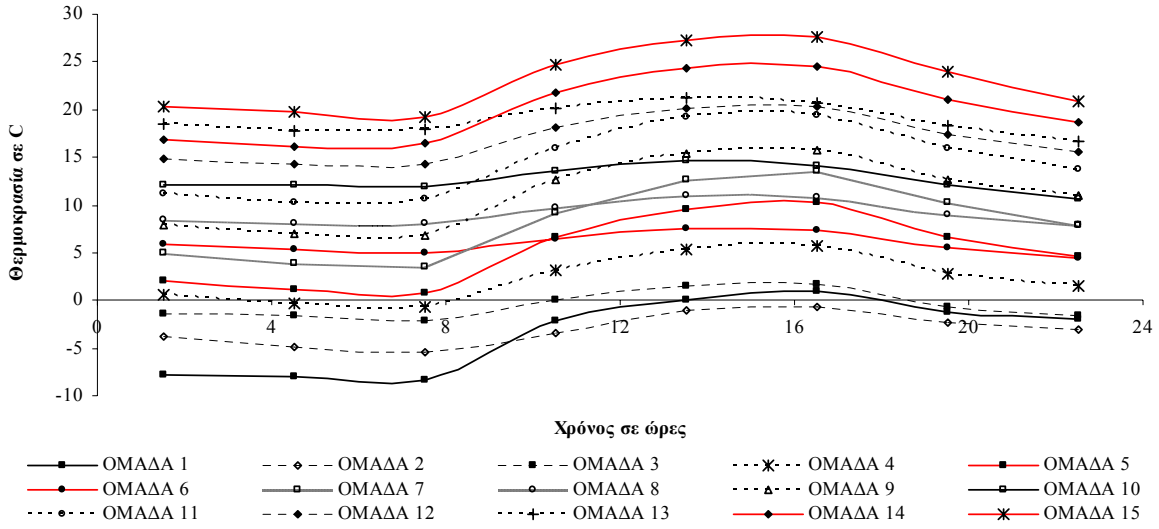


β. Αθήνα - χειμερινή περίοδος



γ. Θεσσαλονίκη – καλοκαιρινή περίοδος

Σχήμα 2.49: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθήνας για καλοκαιρινή και χειμερινή περίοδο και Θεσσαλονίκης για καλοκαιρινή περίοδο των ετών μελέτης 1986-2000 με χρήση της βέλτιστης μεθόδου (ασαφούς λογικής κ-μέσων) για το κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος ομάδων 15 (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)



Σχήμα 2.50: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Θεσσαλονίκης για τη χειμωνιάτικη περίοδο των ετών μελέτης 1986-2000 και με χρήση διδιάστατου αυτό-οργανωμένου χάρτη μεγέθους 55x5 με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, κριτήριο καταλληλότητας *WCBCR* και πλήθος ομάδων 15 (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

2.11. Συμπεράσματα

Σ' αυτό το κεφάλαιο προτάθηκε μία νέα μεθοδολογία δύο επιπέδων για την κατηγοριοποίηση των πελατών των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων. Στο πρώτο επίπεδο προσδιορίζονται οι τυπικές αντιπροσωπευτικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του κάθε πελάτη και ο πληθυσμός των αντίστοιχων τυπικών ημερών. Αυτή η πληροφορία βρίσκει εφαρμογή στην επιλογή του καταλληλότερου τιμολογίου για τον πελάτη, στην εκκαθάριση του λογαριασμού του στην περίπτωση αγοράς ενέργειας και ισχύος από περισσότερους από έναν προμηθευτές, στη διευκόλυνση της αντίστοιχης βραχυπρόθεσμης και μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου και στην πραγματοποίηση τεχνοοικονομικών μελετών για την υλοποίηση προγραμμάτων ενεργειακής αποδοτικότητας. Σ' αυτό το βήμα το βασικό πλεονέκτημα της μεθοδολογίας είναι η δυνατότητα επιλογής της αντιπροσωπευτικής χρονολογικής καμπύλης του κάθε πελάτη. Οι προηγούμενες μεθοδολογίες στηρίζονται στη χρήση είτε της μέσης τιμής των χρονολογικών καμπυλών μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου, είτε μίας καμπύλης που αντιστοιχεί σε μία συγκεκριμένη μέρα του έτους.

Στο δεύτερο στάδιο γίνεται η κατηγοριοποίηση των πελατών χρησιμοποιώντας τις αντίστοιχες αντιπροσωπευτικές καμπύλες του πρώτου επιπέδου. Οι τυπικές κατηγορίες πελατών και οι αντίστοιχες χρονολογικές καμπύλες φορτίου που υπολογίζονται δύνανται να χρησιμοποιηθούν από πλευράς προμηθευτή για τη διαμόρφωση τιμολογίων ανάλογα με την ομάδα καταναλωτών και από πλευράς διαχειριστή δικτύου ή συστήματος για τη διαμόρφωση τιμολογίων κατανάλωσης άεργου ισχύος. Επίσης τόσο ο προμηθευτής, όσο και ο διαχειριστής του δικτύου ή του συστήματος ή η ρυθμιστική αρχή ενέργειας μπορούν να εφαρμόσουν τα αντίστοιχα αποτελέσματα για τη βραχυπρόθεσμη και τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μίας ομάδας καταναλωτών.

Το δεύτερο πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθοδολογίας είναι ότι κάθε στάδιο της δεν στηρίζεται σε μία μέθοδο αναγνώρισης προτ΄πυων, αλλά εφαρμόζει ένα σύνολο μεθόδων, όπως η βελτιστοποιημένη κ-μέσων, ο εκπαιδευόμενος διανυσματικός κβαντιστής, η κ-μέσων ασαφούς λογικής, ο μονοδιάστατος SOM, ο διδιάστατος SOM με χρήση της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση, οι ιεραρχικές μέθοδοι συγχώνευσης CL, SL, WARD, UPGMA, UPGMC, WPGMA & WPGMC) των οποίων οι αντίστοιχες παράμετροι τους ρυθμίζονται κατάλληλα, για να βελτιστοποιηθούν οι δείκτες καταλληλότητας. Αυτό επιτρέπει την αξιοποίηση των καλύτερων αποτελεσμάτων σε κάθε βήμα.

Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας σε ένα σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος προέκυψε με τη σύγκριση των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων ότι κατά το πρώτο

στάδιο η ηλεκτρική συμπεριφορά του κάθε πελάτη περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 8-12 ομάδων, ενώ η διαμόρφωση 10 με 15 τυπικών πελατών κατά το δεύτερο στάδιο είναι επαρκώς περιεκτική. Βασικό συμπέρασμα είναι ότι ο αρχικός διαχωρισμός των πελατών με βάση την εμπορική τους δραστηριότητα δεν είναι αντιπροσωπευτικός για τη διαμόρφωση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου και κατ' επέκταση για το σχηματισμό των τιμολογίων, όπως συμβαίνει μέχρι σήμερα.

Από πλευράς δεικτών καταλληλότητας προτείνεται τελικά η χρήση είτε του μέσου δείκτη καταλληλότητας *MIA*, είτε του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων *WCBCR*. Ένα μικρό προβάδισμα δίνεται στο δείκτη *WCBCR* λόγω της κάλυψης των χαρακτηριστικών του μέσου τετραγωνικού σφάλματος *J* και του δείκτη διασποράς ομαδοποίησης *CDI*. Πάντως ως προς τους δύο δείκτες (*MIA* και *WCBCR*) κατά τα δύο στάδια της μεθοδολογίας κυριαρχούν η βελτιστοποιημένη κ-μέσων και οι ιεραρχικές μέθοδοι (ειδικά η UPGMC).

Επίσης εφαρμόζοντας τη γενική μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων διαμορφώθηκαν οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης, τα οποία είναι απαραίτητα στοιχεία για τη μεθοδολογία μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Ως προς το φορτίο ο διαχωρισμός του κάθε έτους μελέτης σε δύο περιόδους (καλοκαιρινή και χειμερινή) δίνει καλύτερα αποτελέσματα από πλευράς περιγραφής των τυπικών ημερών σε σχέση με την ενιαία αντιμετώπιση. Χαρακτηριστικό δε είναι ότι η βελτιστοποιημένη κ-μέσων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το δείκτη *WCBCR*.

Ως προς τις θερμοκρασίες προτείνεται η ενιαία αντιμετώπιση του συνόλου των ετών χωρίς διαχωρισμό σε εποχές, διότι ο τελευταίος απαιτεί μεγαλύτερο πλήθος ομάδων για την επίτευξη της ίδιας περιγραφής, αφού μεταξύ των εποχών χειμώνα-καλοκαιριού υπάρχουν κοινές τυπικές ομάδες θερμοκρασιών. Τονίζεται ότι ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με λόγο πλευρών ίσο με το λόγο των δύο κύριων ιδιοτιμών του πίνακα διασποράς των διανυσμάτων εισόδου και με χρήση της κ-μέσων και η ασαφής λογική κ-μέσων κυριαρχούν ως προς το δείκτη *WCBCR*.

2.12. Βιβλιογραφία

[1] R.Lamedica, A.Prudenzi, M.Sforna, M.Caciotta, V.Orsolini Cencelli: "A neural network based technique for short-term forecasting of anomalous load periods", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, November 1996, pp. 1749-1756

[2] G. Chicco, R. Napoli, F. Piglione: "Load pattern clustering for short-term load forecasting of anomalous days", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10^{th}-13^{th}, September, Porto, Portugal p.6

[3] H. M. Al-Hamadi, S.A. Soliman: "Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth", Electric Power Systems Research, Vol.74, 2005, pp.353-361

[4] D. Gerbec, S. Gasperic, F. Gubina: "Determination and allocation of typical load profiles to the eligible consumers", IEEE Bologna Power Tech Conference, June 23th-26th, Bologna, Italy

[5] G. Chicco, R. Napoli, P. Postolache, M. Scutariu, C. Toader: "Customer characterization for improving the tariff offer", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 18, No. 1, February 2003, pp. 381-387

[6] G. Chicco, R. Napoli, P. Postolache, M. Scutariu, C. Toader: "Electric energy customer characterization for developing dedicated market strategies", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10^{th}-13^{th} September, Porto, Portugal, p.6

[7] G. Chicco, R. Napoli, F. Piglione, M. Scutariu, P. Postolache, C. Toader: "Options to classify electricity customers", Med Power 2002, November 4^{th}-6^{th}, Athens, Greece

[8] G. Chicco, R. Napoli, F. Piglione: "Application of clustering algorithms and self organizing maps to classify electricity customers", 2003 IEEE Bologna Power Tech Conference, June 23^{th}-26^{th}, Bologna, Italy

[9] V. Figueiredo, F. J. Duarte, F. Rodrigues, Z. Vale, C. Ramos, B. Gouveia: "Electric customer characterization by clustering", ISAP 2003, August-September 2003, Lemnos, Greece

[10] D.Hand, H.Manilla, P.Smyth: "Principles of Data Mining", The M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 2001

[11] I. H. E. Witten, E. Frank: "Data Mining, Practical Machine, Learning Tools and Techniques with Java Implementations", Mogran Kaufmann Publishers, Academic Press, 1st edition, 2000

[12] H.-C. Wu, C.-N. Lu: "A data mining approach for spatial modeling in small area load forecast", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, pp.516-521

[13] R.S.Michalske, I.Bratko, and M.Kubat, "Machine Learning and Data Mining, Methods and Applications", New York, Wiley, 1998

[14] S.Theodoridis, K.Koutroumbas: "Pattern Recognition", First Edition, Academic Press, 1999

[15] R.O.Duda, P.E.Hart, D.G.Stork: "Pattern Classification", 1d edition, A Wiley-Interscience Publication, 2001

[16] K.F. Thang, R.K. Aggarwal, A.J. McGrail, D.G. Esp: "Analysis of power transformer dissolved gas data using the self-organizing map", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 18, No. 4, October 2003, pp. 1241-1248

[17] G. Lambert-Torres: "Application of rough sets in power system control center data mining", IEEE Power Engineer Winter Meeting 2003 NY, p.5

[18] Louis Wehenkel, Philippe Mack: "Data mining for power system assessment: a large scale study", IEEE Power Engineer Winter Meeting 2003 NY, p.2

[19] H. Mori, N. Kosemura, T. Kondo, K. Numa: "Data mining for short-term load forecasting", IEEE Power Engineer Society Winter Meeting 2002, NY, p.2

[20] H. Mori, Y. Sakatani, T. Fujino K. Numa: "An integrated method of fuzzy data mining and fuzzy inference for short-term load forecasting", ISAP 2003, August-September 2003, Lemnos, Greece

[21] M. Kitayama, R. Matsubara, Y. Izui: "Application of data mining to customer profile analysis in the power electric industry", IEEE Power Engineer Society Winter Meeting 2002, NY, p.3

[22] T. Kakkonda, T. Ishihara, E. Tsukada, T. Matsui, T. Iizaka, Y. Fukuyama: "Electric load forecasting by neural networks considering various load types", ISAP 2003, August-September 2003, Lemnos, Greece

[23] C. S. Chen, J. C. Hwang, C. W. Huang: "Application of load survey systems to proper tariff design", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 4, November 1997, pp. 1746-1751

[24] Αρ. Λύκας: «Υπολογιστική Νοημοσύνη», Πρώτη Έκδοση, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999

[25] *SOM Toolbox for MATLAB 5*, Helsinki, Finland: Helsinki Univ. Technology, 2000

[26] G. Chicco, R. Napoli, F. Piglione, P. Postolache, M. Scutariu, C. Toader: "Load pattern-based classification of electricity customers", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 2, May 2004, pp. 1232-1239

[27] Κ.Α.Αναστασόπουλος: «Εγχειρίδιο Τεχνικού Μετρητών», 2η ανατύπωση, Αθήνα, ΔΕΗ, 1999

[28] M. Beccali, M. Cellura, V. Lo Brano, A. Marvuglia: "Forecasting daily urban electric load profiles using artificial neural networks", Energy conversion and management, 2004; 45: 2879-2900

[29] V. Figueiredo, F. Rodrigues, Z. Vale, B. Gouveia: "An electric energy consumer characterization framework based on data mining techniques", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 20, No. 2, May 2005, pp. 596-602

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ

3.1. Βασικές Αρχές Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου αφορά τον προσδιορισμό της ζήτησης φορτίου για τις επόμενες 24 ως 168 ώρες (επόμενη μέρα ως μία εβδομάδα) ανά μία ώρα ή ανά μισάωρο. Επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από την ετήσια αύξηση του φορτίου, από το φορτίο των προηγούμενων ημερών και από τα αντίστοιχα επίπεδα θερμοκρασίας και λοιπών καιρικών στοιχείων, όπως υγρασίας, ανέμου, ηλιοφάνειας κτλ.[1]. Συνήθως λαμβάνεται υπόψη μόνο η θερμοκρασία, της οποίας είναι απαραίτητη η αντίστοιχη πρόβλεψη για τις υπό μελέτη μέρες, αν όχι σε ωριαίο επίπεδο, τουλάχιστον σε μέγιστη και ελάχιστη ημερήσια θερμοκρασία με τις αντίστοιχες διασπορές τους.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην ομαλή λειτουργία του συστήματος και στον προσδιορισμό του επιπέδου ασφάλειάς του. Επηρεάζει σημαντικά τη διαμόρφωση της θέσης και του μεγέθους των διεσπαρμένων γεννητριών εκτός των εταιρειών (NUG ή Non utility generation), οι οποίες ανήκουν σε αυτοπαραγωγούς, νοσοκομεία, κτλ., σε συνδυασμό πάντοτε με τη διαστασιολόγηση του εκάστοτε δικτύου διανομής και του ρυθμού μη προγραμματισμένων διακοπών αυτών των γεννητριών [2]. Είναι απαραίτητη για τη ρύθμιση και τον έλεγχο συσκευών αποθήκευσης ενέργειας (θερμοσυσσωρευτών, θερμαντήρων νερού, κλιματιστικών διατάξεων με δεξαμενές πάγου), όταν συνδυάζεται με τα αντίστοιχα ηλεκτρικά τιμολόγια προς μείωση του τελικού κόστους [3-4]. Για να είναι δυνατή η διαχείριση ζήτησης φορτίου και ο έλεγχος της εφαρμογής των μέτρων εξοικονόμησης ηλεκτρικής ενέργειας (ιδιαίτερα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας), είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός πλήθους δεδομένων που αφορούν τις διάφορες κατηγορίες καταναλωτών, όπως βαθμός κορεσμού ηλεκτρικών συσκευών, εισόδημα, συστήματα θέρμανσης - ψύξης, απόδοση κινητήρων κτλ., ώστε να προσδιορίζεται η χρονολογική καμπύλη φορτίου και μέσω τεχνικοοικονομικής μελέτης να βρίσκονται τα εφαρμόσιμα μέτρα.

Η ατυχής πρόβλεψη φορτίου έχει δυσμενείς επιπτώσεις τόσο ως προς την ορθή αξιοποίηση των δυνατοτήτων του δικτύου μεταφοράς ισχύος, όσο και ως προς την ευστάθεια του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας [5]. Στην περίπτωση που η πρόβλεψη φορτίου υπολείπεται του πραγματικού, οδηγεί σε αγορά ακριβών MW αιχμής από άλλους παραγωγούς, το εξωτερικό ή το χρηματιστήριο ηλεκτρικής ενέργειας. Αν είναι πιο μεγάλη της πραγματικής, τότε η επιχείρηση έχει μεγαλύτερο κόστος εκκίνησης και σταθερό κόστος λειτουργίας λόγω της ένταξης μεγαλύτερων μονάδων. Αν το μέσο απόλυτο σφάλμα (που κυμαίνεται ανάμεσα σε 3% και 5%) μειωθεί κατά 1%, τότε υπάρχει μείωση του κόστους παραγωγής κατά 0,1% με 0,3% τουλάχιστον. Ιδιαίτερα δυσμενέστερα αποτελέσματα υπάρχουν στην περίπτωση της υποεκτίμησης του φορτίου. Γι' αυτό απαιτείται ακριβέστερη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου [6]. Παράλληλα η αβεβαιότητα πρόβλεψης φορτίου επηρεάζει τα αποτελέσματα των μοντέλων βραχυπρόθεσμης κατανομής της παραγωγής των γεννητριών και της απαιτούμενης εφεδρείας μέσω πιθανοτικών μοντέλων [7]. Με βάση τα προαναφερθέντα έχουν αναπτυχθεί κατάλληλοι αλγόριθμοι με μαθηματικά μοντέλα για τη βελτίωση της απόδοσής τους, ώστε με τη λήψη περισσότερων μετρήσεων σε κατάλληλα προεπιλεγμένα σημεία του δικτύου να γίνεται διόρθωση των μετρητικών σφαλμάτων των ωριαίων φορτίων [8].

Τα βασικότερα στοιχεία εισόδου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι φυσικά τα ωριαία φορτία των προηγούμενων ωρών ή ημερών φθάνοντας σε χρονικό βάθος μίας μέρας ως μερικών εβδομάδων. Σημαντικό ρόλο διαδραματίζει το είδος της μέρας, καθώς άλλη συμπεριφορά παρουσιάζει η Τρίτη από την Κυριακή. Αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε με διαφορετικές εφαρμογές του βασικού μοντέλου, οπότε για το κάθε είδος μέρας υπάρχουν διαφορετικές τιμές συντελεστών, είτε χρησιμοποιώντας αντίστοιχες εισόδους, όπως με κατάλληλο ακέραιο αριθμό (η μέρα Τρίτη αντιστοιχεί στο 2 και η Κυριακή στο 7), ή με κατάλληλο δυαδικό αριθμό (δίνονται οι τιμές 0100000 και 0000001 για Τρίτη και Κυριακή αντίστοιχα [9]). Υπάρχει και το πρόβλημα της εποχικότητας των φορτίων, καθώς τα φορτία παρουσιάζουν διαφορετική συμπεριφορά την άνοιξη από ότι το καλοκαίρι. Και αυτή η ιδιαιτερότητα αντιμετωπίζεται πάλι είτε με διαφορετικές εφαρμογές μοντέλων, είτε με τη χρήση περιοδικών συναρτήσεων, π.χ. του ζεύγους ((cos(2πn/365), sin(2πn/365)) [9], όπου με μονοσήμαντο τρόπο χαρακτηρίζεται μία μέρα ως προς τη θέση της μέσα στο έτος.

Τελευταίο σημαντικό στοιχείο είναι τα καιρικά στοιχεία τονίζοντας όμως σ' αυτήν την περίπτωση την έντονη επίδραση του κλίματος σε μία περιοχή. Δηλαδή για τον ελλαδικό χώρο έχει αποδειχθεί από τις εφαρμογές [9] ότι η θερμοκρασία καλύπτει σχεδόν πλήρως τις ανάγκες για την πρόβλεψη της επίδρασης του καιρού στο φορτίο. Αντίθετα στο Χονγκ-Κονγκ λόγω του υψηλού ποσοστού βροχοπτώσεων και των υψηλών τιμών υγρασίας δεν περιορίζονται στη θερμοκρασία, αλλά ως δεδομένο χρειάζεται και η σχετική υγρασία. Αντίστοιχες παρατηρήσεις ισχύουν και για τον άνεμο, την ηλιοφάνεια κτλ.[10].

Κάθε μελετητής αξιοποιεί τα ίδια στοιχεία με διαφορετικό τρόπο. Αν δεν χρησιμοποιηθεί απλά η θερμοκρασία, μπορεί να ορισθεί είτε ένα μοντέλο καιρού [11] που λαμβάνει υπόψη του κατώφλια θερμοκρασίας για τις ψυχρές και τις θερμές ώρες ανάλογα με το είδος της μέρας της εβδομάδας, είτε η «ισοδύναμη» ή η «ενεργός» θερμοκρασία [12-13], η οποία προσδιορίζεται μέσω εμπειρικών σχέσεων που περιλαμβάνουν τη θερμοκρασία, τη σχετική υγρασία και την ταχύτητα του ανέμου κατά τις προδιαγραφές που σχετίζονται με την ανθρώπινη άνεση. Με βάση τα προαναφερθέντα παρατηρείται ότι η κάθε κατηγορία δεδομένων μπορεί να αναπαρασταθεί με διαφορετικούς τρόπους. Οι τελικές επιλογές γίνονται από τον εκάστοτε μελετητή και επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη μορφή του μοντέλου.

Πριν τη διαμόρφωση του μοντέλου σημαντικό ρόλο διαδραματίζει και ο διαχωρισμός του φορτίου σε επιμέρους συνιστώσες. Αυτό εξαρτάται από την επιλογή του μοντέλου και από τους παράγοντες που επηρεάζουν τα αποτελέσματά του. Γι' αυτό υπάρχουν διάφοροι τρόποι να διαχωριστεί το φορτίο, με κυριότερους τους ακόλουθους:

α. Σε τέσσερις συνιστώσες: το ντετερμινιστικό γνωστό φορτίο, το ανεξάρτητο από τον καιρό, το εξαρτημένο από τον καιρό και το υπόλοιπο που αποτελεί το «θόρυβο» [12]. Αντίστοιχα στο [14] τα τέσσερα μέρη είναι η συνιστώσα καιρού, η συνιστώσα κανονικού φορτίου, το φορτίο ειδικών περιστάσεων και το τυχαίο φορτίο.

β. Σε τρεις: στην ετήσια, στην εποχιακή και στην ημερήσια συνιστώσα του [15], λόγω χρήσης παλινδρομικού μοντέλου. Αντίστοιχα στο [16] τα τρία μέρη είναι το ετήσιο, το ημερήσιο και το στοχαστικό και στο [17] είναι το ημερήσιο, το εβδομαδιαίο και το κυκλικό.

γ. Σε δύο: τη βασική μορφή του φορτίου και την αντίστοιχη εξαρτώμενη από τον καιρό συνιστώσα για κάθε συσκευή ηλεκτρικής ενέργειας χωριστά [18] ή για τη συνολική ζήτηση του συστήματος [19].

Ουσιαστικά η διακριτοποίηση γίνεται με βάση τα ακόλουθα δύο κριτήρια: του χρόνου (σύμφωνα με την περίπτωση *β*) και των παραγόντων εξάρτησης του φορτίου, όπως στις περιπτώσεις *α* και *γ*.

3.2. Μεθοδολογίες και Εξέλιξη Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου

Λόγω της σπουδαιότητας της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου έχουν αναπτυχθεί δύο βασικές κατηγορίες μεθοδολογιών. Από τη μία πλευρά είναι τα κλασικά μοντέλα, όπως οι μέθοδοι εξομάλυνσης, αποσύνθεσης, γραμμικών παλινδρομήσεων και αυτό-παλινδρομήσεων κινητού μέσου όρου. Από την άλλη μεριά είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, η ασαφής λογική και οι υβριδικοί σχηματισμοί τους.

Οι βασικές κλασικές μεθοδολογίες που έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη φορτίου είναι οι εξής:

α. *Εξομάλυνσης* στις οποίες ανήκουν οι μέθοδοι των κινητών μέσων όρων [20], των γενικών γραμμικών κινητών μέσων όρων [21] και της εκθετικής εξομάλυνσης [17],

β. *Αποσύνθεσης* [21],

γ. *Απλής ή πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης* [14, 22],

δ. *Οικονομετρικής*, στην οποία περιλαμβάνονται όλες οι ποσοτικές διαδικασίες που βασίζονται σε αιτιοκρατικές σχέσεις [21, 23],

ε. *Αυτοπαλινδρομικών μοντέλων κινούμενου μέσου όρου*, με την οποία προσεγγίζονται στάσιμες χρονοσειρές [21, 24].

στ. *Ολοκληρωμένων αυτοπαλινδρομικών μοντέλων κινούμενου μέσου όρου*, τα οποία αποτελούν το κύριο στοιχείο σύγκρισης με τα νεότερα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων λόγω της πολύ καλής συμπεριφοράς τους σε σχέση με τις υπόλοιπες κλασικές μεθόδους [9, 22, 25].

Επίσης στις προηγούμενες μεθόδους μπορούν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές μετασχηματισμού προς βελτιστοποίηση της συμπεριφοράς, όπως τύπου Hilbert [26] και εκτιμητές τύπου Kernel [27].

Οι σύγχρονες μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίου στηρίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη, ειδικότερα στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) και στην ασαφή λογική. Ο λόγος που οδήγησε στην εφαρμογή τους είναι η ίδια η υφή του προβλήματος της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, δηλαδή η έλλειψη καθορισμένων μαθηματικών σχέσεων που προσδιορίζουν το ωριαίο φορτίο των επόμενων ωρών μέσω παραμέτρων που πολλές φορές δεν είναι πλήρως γνωστές, όπως οι καιρικές συνθήκες. Η μη ύπαρξη αυστηρών μαθηματικών μοντέλων (π.χ. το πλήθος των νευρώνων είναι μεταβλητό στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα) οδήγησε αρχικά στην αποφυγή εφαρμογής των μεθόδων αυτών λόγω του φόβου για το μη καθορισμένο και το άγνωστο [16, 27]. Επίσης παρουσιάζουν μεγαλύτερη ευαισθησία σε σχέση με το σύστημα της ηλεκτρικής εταιρείας, με συνέπεια ανά περίπτωση να χρειάζεται μερική τροποποίηση των εισόδων [27]. Με την πειραματική εφαρμογή τους όμως ξεπεράστηκαν αυτοί οι δισταγμοί, με συνέπεια σήμερα πολλές εταιρίες ηλεκτρισμού να χρησιμοποιούν τέτοιους αλγόριθμους στα κέντρα ελέγχου ενέργειας.

Γενικότερα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν προγραμματίζονται, αλλά μαθαίνουν. Δε χρειάζεται να έχει πλήρως κατανοηθεί ένα πρόβλημα έτσι, ώστε να αναπτυχθούν τα νευρωνικά δίκτυα. Ένα σημαντικό πλεονέκτημά τους σε σχέση με τους ανθρώπους είναι ότι μπορούν να δουν πολυδιάστατα πρότυπα εισόδου, τα οποία μπορεί να μην υπάρχει η δυνατότητα να αναγνωριστούν από τον άνθρωπο λόγω της τρισδιάστατης αντίληψης που έχει για τον κόσμο. Η ικανότητα των δικτύων αυτών να μαθαίνουν σχέσεις μεταξύ των δεδομένων δίνει αυξημένες δυνατότητες για την επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο δεν μπορούν να ερμηνεύσουν στο πως έφτασαν στο συμπέρασμά τους, δηλαδή να εξηγήσουν πως έχουν μάθει να αναγνωρίζουν ένα πρότυπο. Αυτό είναι ένα βασικό τους μειονέκτημα.

Ένα άλλο σημαντικό θέμα είναι η δημιουργία αποτελεσματικών συνόλων εκπαίδευσης, καθώς τα σύνολα εκπαίδευσης πρέπει να αποτελούνται από τον πλήρη χώρο προτύπων. Ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δίνεται στην επιλογή του αριθμού των κρυφών στρωμάτων και των νευρώνων ανά στρώμα. Υπερβολικά πολλοί νευρώνες στα κρυφά στρώματα σ' ένα δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλών στρωμάτων μπορεί να οδηγήσει σε απομνημόνευση των συνόλων εκπαίδευσης με τον κίνδυνο της απώλειας της ικανότητας γενίκευσης. Από την άλλη μεριά, για ένα περίπλοκο πρόβλημα, η έλλειψη νευρώνων μπορεί να παρεμποδίζει την κατάλληλη ταξινόμηση των προτύπων. Η επιλογή της τοπολογίας του δικτύου και των συνόλων εκπαίδευσης εξαρτάται αρκετά από το ίδιο το πρόβλημα. Τέλος υπάρχει και το ζήτημα του χρόνου εκπαίδευσης, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις εφαρμογών πραγματικού χρόνου, όπως είναι η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Ενδέχεται να είναι μεγάλος λόγω είτε της τοπολογίας του δικτύου, είτε του μεγάλου αριθμού των προτύπων του συνόλου μάθησης, αλλά, όταν το δίκτυο εκπαιδευτεί, η ανταπόκρισή του είναι πολύ γρήγορη.

Από τις αρχές της δεκαετίας του 1990 έχουν παρουσιαστεί μία πληθώρα μοντέλων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου συστήματος με χρήση νευρωνικών δικτύων. Υπό την αιγίδα του αμερικάνικου οργανισμού έρευνας ηλεκτρικής ισχύος (EPRI) αμερικανικοί πανεπιστημιακοί φορείς έχουν αναπτύξει τρία διαφορετικά μοντέλα σε διάστημα δέκα ετών. Το αρχικό μοντέλο ήταν πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με αλγόριθμο εκπαίδευσης οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος, το οποίο απαρτιζόταν από τρία επίπεδα:

- το *εβδομαδιαίο* με δεδομένα τα ωριαία φορτία και τις αντίστοιχες θερμοκρασίες της ίδιας μέρας προ μίας εβδομάδας και τις θερμοκρασίες της υπό πρόβλεψη μέρας,
- το *ημερήσιο* με δεδομένα τα ωριαία φορτία και τις αντίστοιχες θερμοκρασίες της προηγούμενης μέρας και τις θερμοκρασίες της υπό πρόβλεψη μέρας, και
- το *ωριαίο* με δεδομένα το φορτίο, τη θερμοκρασία και τη σχετική υγρασία της αντίστοιχης ώρας των τελευταίων τριών περασμένων ημερών, την πρόβλεψη της θερμοκρασίας και της σχετικής υγρασίας για τη συγκεκριμένη ώρα της μέρας και για τον τύπο της μέρας [28].

Με αυτό το μοντέλο γινόταν αλληλοεπικάλυψη δεδομένων. Γι' αυτό προτάθηκε η κατηγοριοποίηση των ωρών της ημέρας [29]. Για κάθε κατηγορία λήφθηκαν χωριστά το φορτίο, η θερμοκρασία, η σχετική υγρασία των δύο τελευταίων ημερών, προ 7 ημερών και οι προβλέψεις της θερμοκρασίας και της υγρασίας για την επόμενη μέρα, το είδος της μέρας και προστέθηκαν επιμέρους στοιχεία ανάλογα με τα βάρη τους που μπορεί να είναι ένα μεταβαλλόμενο πλήθος ωριαίων θερμοκρασιών ή φορτίων προηγούμενων ωρών ή των αντίστοιχων ωρών προηγούμενων ημερών. Τα αποτελέσματα βελτιώθηκαν όχι μόνο ως προς την ακρίβεια, αλλά και ως προς την ταχύτητα υπολογισμού τους. Οι θερμοκρασίες προσδιορίζονταν μέσω πολυεπίπεδου ΤΝΔ με προς τα πίσω διάδοση 28 εισόδων και 24 εξόδων. Αντίστοιχα προέκυψαν και οι σχετικές υγρασίες. Κατά τη διάρκεια λειτουργίας του δικτύου υπήρξε βελτίωση των βαρών μέσω κατάλληλου μηχανισμού του νευρωνικού δικτύου πραγματοποιώντας μία μικρή εκπαίδευση με τα πιο πρόσφατα δεδομένα.

Ακολούθησε η τρίτη γενιά τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου [13], η οποία αντί 38 ή 24 νευρωνικά δίκτυα διέθετε μόλις 2, μέσω των οποίων το πρώτο προσδιόριζε το φορτίο βάσης και το δεύτερο την αλλαγή του φορτίου βάσης λαμβάνοντας υπόψη τα εικοσιτέσσερα ωριαία φορτία της τρέχουσας μέρας, τις αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες, όπως επίσης τις αντίστοιχες προβλέψεις για τις ωριαίες θερμοκρασίες της επόμενης μέρας και το είδος της. Από τα δύο πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα με προς τα πίσω διάδοση προέκυπτε γραμμικός συνδυασμός, όπου εφαρμοζόταν η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων με χρήση βαρών δίνοντας μεγαλύτερη σπουδαιότητα στα σφάλματα των πιο πρόσφατων φορτίων. Διευκρινίζεται ότι ως είσοδος στο δίκτυο χρησιμοποιήθηκε η «ενεργός» θερμοκρασία, η οποία προκύπτει από κατάλληλους γραμμικούς συνδυασμούς της πραγματικής θερμοκρασίας με τη σχετική υγρασία και την ταχύτητα του ανέμου. Οι διακοπές και οι ειδικές μέρες αντιμετωπίστηκαν με τον αλγόριθμο "Reza".

Αντίστοιχο μοντέλο ανέπτυξαν οι Papalexopoulos et al για λογαριασμό της εταιρείας ηλεκτρισμού και φυσικού αερίου Ειρηνικού PG&E [25]. Χαρακτηριστικό των εισόδων της προτεινόμενης μεθοδολογίας ήταν η ερμηνεία της εποχικότητας της υπό πρόβλεψη μέρας με τη χρήση ζεύγους ημιτονοειδούς και συνημιτονοειδούς συναρτήσεων περιόδου 365 ημερών. Επίσης έλαβαν μερίμνα για τις ειδικές ημέρες.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή των πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα από τους Μπακιρτζή, Κιαρτζή κα.[9, 30]. Οι είσοδοι είναι τα ωριαία φορτία της σημερινής και της χθεσινής μέρας, η μέγιστη και η ελάχιστη θερμοκρασία για την τρέχουσα μέρα και την πρόβλεψη για την επόμενη μέρα από δύο μετεωρολογικούς σταθμούς (ένας στη βόρεια και ένας στη νότια Ελλάδα), το είδος της μέρας της εβδομάδας μέσω ενός δυαδικού επταψήφιου αριθμού και η εποχικότητα της n-ιοστής μέρας μέσω του ζεύγους περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi n/365)$, $\sin(2\pi n/365)$). Η μέρα υπό πρόβλεψη στηρίζεται σε έξι χρόνων δεδομένα και στις περασμένες ενενήντα μέρες. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη και το δίκτυο έχει ένα κρυμμένο επίπεδο με πλήθος νευρώνων ίσο με 48. Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος του τεχνητού νευρωνικού δικτύου σε σχέση με των κλασικών μοντέλων μειώνεται άνω του 30%. Λαμβάνεται ιδιαίτερη μέριμνα για τις εορτές και ειδικά αν είναι διαδοχικές. Αυτό το πρόβλημα στις προβλέψεις φορτίου λύθηκε με κατάλληλο προσδιορισμό του φορτίου μίας κανονικής μέρας και έπειτα τη μείωση του φορτίου λόγω των εορτών λαμβάνοντας υπόψη και το είδος των ημερών που προηγούνται της μέρας πρόβλεψης. Με τη νέα μέθοδο τα σφάλματα κατά τη διάρκεια των εορτών μειώνονται κατά 5% για τις απλές εορτές και κατά 25% στην περίπτωση των συνεχόμενων εορτών. Από το παραπάνω δίκτυο προέκυψε μία ενδιαφέρουσα παραλλαγή για αυτόνομα συστήματα, όπως της Κρήτης [31], όπου η δομή του δικτύου είναι παρόμοια με του [30] με τη διαφορά ότι χρησιμοποιούνται στοιχεία από ένα μετεωρολογικό σταθμό.

Άλλες εταιρείες, όπως η Florida Power and Light Company [32], χρησιμοποίησε πολυεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη φορτίου λαμβάνοντας υπόψη την ανάπτυξη του φορτίου μέσω της μέσης τιμής των ωριαίων φορτίων ομαλών συνθηκών ανάμεσα στους 55 και στους 85^{o}F ανά 2^{o}F. Ακόμη υπάρχουν και περιπτώσεις που χρησιμοποιούν παραπάνω από ένα κρυμμένα επίπεδα, όπως στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του ιρανικού εθνικού συστήματος ενέργειας, όπου χρησιμοποιήθηκε νευρωνικό δίκτυο δύο κρυμμένων στρωμάτων έχοντας ως μέθοδο εκπαίδευσης τη Levenberg-Marquardt και αξιοποιώντας τα ωριαία φορτία των τελευταίων 21 ημερών [33].

Επίσης έχουν αναπτυχθεί ειδικές μορφές νευρωνικών δικτύων, όπως ανατροφοδοτούμενα πολυεπίπεδα ΤΝΔ [34] και μη πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα [35]. Έχουν προταθεί συνδυασμοί διαδοχικών νευρωνικών δικτύων, όπως στο [36], όπου το πρώτο ΤΝΔ προέβλεπε την καταναλισκόμενη ενέργεια, τη μέγιστη και την ελάχιστη ζήτηση φορτίου της επόμενης μέρας και τροφοδοτούσε το δεύτερο δίκτυο για την εκτίμηση των ωριαίων φορτίων του επόμενου εικοσιτετραώρου. Επίσης έχει εφαρμοστεί η μέθοδος της ακτινικής επίδρασης

RBF με χρήση της συνάρτησης Green και του αλγορίθμου Quasi-Newton [37]. Ειδικά για τον ελληνικό χώρο έχει καταγραφεί η πετυχημένη εφαρμογή στο νησί της Κρήτης δικτύων, όπως του αυτοπαλινδρομικού ανατροφοδοτούμενου ΤΝΔ, του ακτινωτού ΤΝΔ ZORRBF (με ρύθμιση της χαρακτηριστικής παραμέτρου λ σε μικρές θετικές τιμές) και του κλασικού ΤΝΔ με χρήση γκαουσιανής κωδικοποίησης [38].

Επίσης μελετήθηκαν οι επιπτώσεις των πιθανοτικών εισόδων στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη ημερήσιας αιχμής, όπου αρχικά εκπαίδευσαν το δίκτυο με πραγματικά ιστορικά στοιχεία [39]. Υπολογίστηκαν μέσω αναλυτικών σχέσεων η μέση τιμή και το διάστημα εμπιστοσύνης των υπό πρόβλεψη μεταβλητών ανάλογα με τις θεωρούμενες πιθανοτικές κατανομές (π.χ. κανονική, Pearson κτλ.) που εφαρμόστηκαν λόγω των αβέβαιων εισόδων, όπως της ελάχιστης και της μέγιστης θερμοκρασίας της υπό πρόβλεψη ημέρας. Τα αποτελέσματα που υπολογίστηκαν είναι βελτιωμένα έναντι του απλού ΤΝΔ.

Αντίστοιχα αντιμετωπίστηκε η αβεβαιότητα της θερμοκρασίας μέσω του σχηματισμού της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας της θερμοκρασίας στην ώρα μελλοντικής πρόβλεψης, ώστε να πραγματοποιηθούν, αντί ενός σεναρίου με τη μέση αναμενόμενη τιμή της θερμοκρασίας, πολλά σενάρια, ώστε να είναι δυνατή η εύρεση μίας μέσης τιμής που είναι πιο αξιόπιστη και εκφράζει τη μη γραμμική εξάρτηση θερμοκρασίας - φορτίου [40]. Η μέση τιμή θερμοκρασίας θα αρκούσε μόνο στην περίπτωση γραμμικής σχέσης με το φορτίο. Εναλλακτικά έχει προταθεί η χρήση των νευρωνικών δικτύων και όμοιων ημερών [41].

Οι Lamedica et al δημιούργησαν ένα υβριδικό μοντέλο, το οποίο ταξινομεί τις ημέρες με τη βοήθεια ενός αυτό-οργανωμένου χάρτη και στη συνέχεια μέσω ενός νευρωνικού δικτύου πραγματοποιεί την αντίστοιχη πρόβλεψη δίνοντας καλύτερα αποτελέσματα από το απλό ΤΝΔ για τους μήνες που περιέχουν μεγάλο αριθμό αργιών [42]. Αντίστοιχα αναπτύχθηκε ένα αυτόνομο αυτό-οργανωμένο χάρτη που στηρίζεται στο χαρακτηριστικό του διπλού ανύσματος και στις αρχές του Luttrell [43]. Ακόμη έχει προταθεί η κατηγοριοποίηση φορτίου να γίνει μέσω μίας προσδιοριστικής μεθόδου πανομοιότυπης με της διαδικασίας της «ψύξης μετάλλου» στη βιομηχανία [44].

Τελευταία γίνεται συστηματική προσπάθεια να προσδιοριστούν οι παράγοντες που διαμορφώνουν τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίων με χρήση ΤΝΔ. Έχει επιχειρηθεί ο προσδιορισμός των εισόδων των τεχνητών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας κατάλληλες μεθόδους (όπως τη phase space embedding) και η σύγκριση των στοιχείων και των μοντέλων που χρησιμοποιούσαν ορισμένες ηλεκτρικές εταιρείες [45]. Το βασικό συμπέρασμα που προκύπτει είναι ότι επηρεάζονται κατά κύριο λόγο από το φορτίο της προηγούμενης μέρας, κυρίως προ 24 ωρών, και έπειτα από τις θερμοκρασιακές συνθήκες. Στο [48] έχει προταθεί η κατάλληλη ομαδοποίηση των ημερών, ώστε για κάθε τύπο ημέρας να σχηματιστεί το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο και μέσω κατάλληλης εκπαίδευσής του να προσδιοριστεί το πλήθος των κρυμμένων νευρώνων προς βελτίωση των αποτελεσμάτων. Ενδιαφέρον παρουσιάζει η προσθήκη λευκού θορύβου στις εισόδους εκπαίδευσης [49], καθώς στην πράξη υπάρχουν μετρήσεις με σφάλματα που είναι δύσκολο, αν όχι αδύνατο, να εντοπιστούν και να αντιμετωπιστούν. Από την αντίστοιχη μελέτη προέκυψε ότι τα τελικά αποτελέσματα επηρεάζονται δυσμενώς, αλλά σε σχέση με τη θορυβώδη κατάσταση βελτιώνονται σημαντικά.

Συγκεντρωτικά προκύπτει ότι η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με τα κλασικά πολυεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με αλγόριθμο εκπαίδευσης της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος έχει μέση τιμή απόλυτου σφάλματος μεταξύ του 1,5% και του 2,5%, σε συνεργασία συνήθως με απλούς αλγορίθμους διόρθωσης ειδικών περιπτώσεων, είτε πρόκειται για μη ομαλές μέρες, π.χ. αργίες κτλ., είτε για εσφαλμένες μετρήσεις. Ειδικότερα στο [50] υποστηρίζεται ότι με βάση την ήδη πλούσια αρθρογραφία που υπάρχει πάνω στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου είναι δυνατό να διατυπωθούν μία σειρά κανόνων που προσδιορίζουν τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων (που είναι ένα, όπως προκύπτει και από το θεώρημα του Kolmogorov), το είδος της συνάρτησης στο επίπεδο εισόδου που είναι σιγμοειδής, το είδος της συνάρτησης στο κρυμμένο επίπεδο που είναι ημιτονοειδής, το είδος της μάθησης που είναι της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος με μειούμενο ρυθμό μάθησης και με συντελεστή ορμής κατάλληλων τιμών. Η εφαρμογή υλοποιείται με προσθήκη λευκού θορύβου Γκάους, ενώ η εκτέλεση ολοκληρώνεται με τη χρήση της concurrent descent μεθόδου. Πρέπει να υπάρξει η κατάλληλη ανατροφοδότηση του κρυμμένου επιπέδου ως προς την είσοδο, να περιληφθούν και οι ανώμαλες μέρες, ενώ όλο το δίκτυο να επανεκπαιδεύεται τουλάχιστον σε μηνιαίο επίπεδο. Βέβαια στις περιπτώσεις που μελετώνται δίνουν μέση τιμή απόλυτου σφάλματος κοντά στο 2% αρκετά μικρότερο από το αντίστοιχο των κλασικών μεθόδων, αλλά σίγουρα σημαντικό ρόλο διαδραματίζει το πλήθος και η ακρίβεια των δεδομένων, οπότε δεν μπορούν να ληφθούν αυτοί οι κανόνες ως επίλυση του προβλήματος, αλλά ως μία γενική οδηγία. Αντίστοιχα στο [49] προτάθηκε η χρήση ανεξάρτητων μοντέλων πρόβλεψης για κάθε ώρα προς περιορισμό των εισόδων και η κατηγοριοποίηση

των φορτίων σε ομάδες. Έγινε ειδική μνεία στα σφάλματα, όπου προωθείται η χρήση της τετραγωνικής ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, καθώς το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα είναι δυνατό να προκαλέσει οικονομική ζημιά, καθώς το μεγαλύτερο πρόβλημα παρουσιάζεται την ώρα της αιχμής. Προς περιορισμό του κόστους παραγωγής και της χρήσης ακριβών μονάδων κατά τις ώρες αιχμής προτάθηκε μία διαδικασία εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων μέσω τετραγωνικών σφαλμάτων με βάρη ανάλογα του οριακού κόστους του συστήματος, οπότε δόθηκε ιδιαίτερη σημασία στις ώρες αιχμής του συστήματος με τις προϋποθέσεις ότι η υποεκτίμηση ή υπερεκτίμηση του προβλεπόμενου φορτίου έχει το ίδιο επιπλέον κόστος και ότι το ωριαίο οριακό κόστος είναι το ίδιο κάθε ημέρα, τα οποία δεν ισχύουν για τα περισσότερα συστήματα [50].

Πρόσφατα οι Silva et al [51] προσπάθησαν να αντιμετωπίσουν την έλλειψη στατιστικών εργαλείων για τον έλεγχο των νευρωνικών δικτύων αναπτύσσοντας μεθοδολογίες εύρεσης των διαστημάτων εμπιστοσύνης κατά τη διαδικασία πρόβλεψης φορτίου, όπως του υπολογισμού σφάλματος εξόδου, της δειγματοληψίας και της πολυγραμμικής παλινδρόμησης. Επίσης έχουν πραγματοποιήσει αναλυτικές συγκρίσεις της συμπεριφοράς και της απόδοσης των τεχνητών νευρωνικών πολυεπίπεδων δικτύων με χρήση παραλλαγών του αλγόριθμου οπίσθιας τροφοδότησης και προτείνουν τη μέθοδο των Powell και Beale [52]. Σε κάθε περίπτωση κάθε σύστημα έχει τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του, οπότε οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι είναι αναγκαίο να ρυθμιστούν κατάλληλα.

Για την πραγματοποίηση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου από πλευράς τεχνητής νοημοσύνης έχει προταθεί και η χρήση της ασαφούς λογικής, καθώς μέσω αυτής μπορούν να αντιμετωπιστούν οι αδυναμίες στις εκτιμήσεις των στοιχείων που λείπουν και να εξαλειφθούν οι ασάφειες ορισμένων παραγόντων, όπως του είδους των ημερών. Συγκεκριμένα έχει παρουσιαστεί μία κλασική μορφή νευροασαφούς δικτύου πρόβλεψης του επόμενου εικοσιτετραώρου έχοντας διαχωρίσει τις ημέρες σε τρεις κατηγορίες (καθημερινές, Σάββατα και Κυριακές και γιορτές) και το είδος του φορτίου σε δύο (σταθερό και μη), λαμβάνοντας υπόψη θερμοκρασίες, βροχοπτώσεις και φορτία προηγούμενων ωρών [53]. Αναπτύχθηκε ένα βασικό μοντέλο ασαφούς λογικής που στηριζόταν αποκλειστικά σε φορτία λόγω ελλιπών στοιχείων θερμοκρασίας και υγρασίας για το ιαπωνικό σύστημα [54]. Η ασαφής λογική έχει εφαρμοστεί στην πρόβλεψη της ημερήσιας αιχμής για δίκτυα διανομής [55].

Για το ελληνικό σύστημα έχουν χρησιμοποιηθεί ασαφή νευρωνικά δίκτυα που εκμεταλλεύονται τόσο τα ποσοτικά, όσο και τα ποιοτικά στοιχεία που διαθέτουν οι ειδικοί οργανισμοί και στατιστικές υπηρεσίες [56]. Αξιοποιούνται υπάρχοντες εμπειρικοί κανόνες που με άλλο τρόπο είναι αδύνατο να εκμεταλλευθούν. Για την πρόβλεψη του φορτίου της επόμενης μέρας προτάθηκε ο σχηματισμός 24 ξεχωριστών δικτύων για κάθε ώρα της επόμενης μέρας και μέσω δοκιμών προσδιορίστηκαν οι αναγκαίες μεταβλητές που περιλαμβάνουν ωριαία φορτία της προηγούμενης μέρας. Συγκρινόμενο με ένα τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο των ίδιων εισόδων έχει μικρή διαφοροποίηση ως προς την ακρίβεια για το ελληνικό ηπειρωτικό σύστημα, είναι όμως 5 φορές λιγότερο απαιτητικό από πλευράς υπολογιστικού χρόνου. Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν η ασαφής καμπύλη διαχωρισμού σε γραμμικά τμήματα και οι γενετικοί αλγόριθμοι για την επιλογή των παραμέτρων διαμορφώνοντας τέσσερα δίκτυα πρόβλεψης αιχμών μεσημεριού και νύχτας, κοιλάδων πρωινού και απογεύματος [57]. Αργότερα διαμορφώθηκε το ασαφές μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση της μεθόδου των ορθογωνίων ελαχίστων τετραγώνων [58]. Για κάθε μέρα της εβδομάδας εκ των τεσσάρων εποχών γίνεται η διαμόρφωση του αντίστοιχου ασαφούς δικτύου (συνολικά 28), χωρίς να λαμβάνεται μέριμνα για τις ειδικές μέρες. Πρακτικά έχει την ίδια απόδοση με τη μέθοδο του [57].

Επίσης έχουν προταθεί υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με τα ασαφή. Στο [59] έχει χρησιμοποιηθεί ένα τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο δύο κρυφών επιπέδων για την πρόβλεψη της συνιστώσας του βασικού μέρους του φορτίου στηριζόμενο σε ωριαία φορτία προηγούμενων ωρών μέχρι βάθος δεκατεσσάρων ημερών. Με τη βοήθεια των ασαφών δικτύων γίνεται ο προσδιορισμός του υπόλοιπου μέρους του φορτίου που επηρεάζεται από τη θερμοκρασία και το είδος της ημέρας (διακοπές κτλ.). Ακόμη έχει αναπτυχθεί ένα υβριδικό μοντέλο νευρωνικών και ασαφών δικτύων προς αντιμετώπιση των ειδικών ημερών χρησιμοποιώντας επιπλέον ομάδες κατηγοριοποίησης για τις ημέρες των εορτών [60]. Σε άλλη περίπτωση έχει χρησιμοποιηθεί το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για την εύρεση του βασικού μέρους του φορτίου για τρία είδη ημερών (εργάσιμες, Σάββατα, Κυριακές) και το ασαφές δίκτυο για την εξαρτώμενη συνιστώσα από τη θερμοκρασία χωρίζοντας τις ώρες του εικοσιτετραώρου σε τρεις κατηγορίες: στις βραδινές, στις νυχτερινές - πρώτες πρωινές και στις ώρες των κύριων δραστηριοτήτων [19]. Η προτεινόμενη μέθοδος έχει

μέση τιμή απόλυτου σφάλματος σχεδόν υποδιπλάσια έναντι εκείνης που προκύπτει με κλασικό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με τα ίδια δεδομένα.

Ακόμη έχει χρησιμοποιηθεί η κατηγοριοποίηση του φορτίου σε τυπικές ημέρες με τη βοήθεια του μοντέλου Kohonen, το οποίο έχει ως στόχο την εύρεση του βασικού μέρους του φορτίου λαμβάνοντας υπόψη την ετήσια ανάπτυξη του φορτίου μέσω συντελεστή ετήσιας αύξησης [61]. Συγχρόνως διαμορφώθηκαν τα όρια μέσα στα οποία κυμαίνονται τα φορτία κάθε μέρας. Από την άλλη παράγονται με τη βοήθεια των ασαφών νευρωνικών δικτύων (λαμβάνοντας υπόψη το είδος της μέρας ως προς την εβδομάδα, ως προς τις διακοπές, ως προς τη μέγιστη θερμοκρασία και ως προς τη βροχόπτωση) δύο παράγοντες: ένας πολλαπλασιαστικός και ένας σταθερός για τρεις ομάδες ωρών (πρωϊνές, απογευματινές και νυχτερινές), ώστε να υπολογιστεί η συνιστώσα του φορτίου που επηρεάζεται από τις κλιματολογικές συνθήκες.

Προτάθηκε η ασαφής κατηγοριοποίηση των κλιματικών συνθηκών με βάση τη θερμοκρασία και την υγρασία, όπου στις σχηματιζόμενες κατηγορίες ταξινομούνται κάθε ωριαίο φορτίο, αρκεί η συνάρτηση συμμετοχής να είναι μη μηδενική [62]. Στη συνέχεια επιλέγεται εκείνο το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με τη μέγιστη συμμετοχή της συνάρτησης του ασαφούς δικτύου και προσδιορίζεται το φορτίο της επόμενης ώρας λαμβάνοντας υπόψη το είδος και την ώρα της μέρας, τη βασική μορφή της χρονολογικής καμπύλης φορτίου, τη θερμοκρασία, την υγρασία, τον άνεμο των τελευταίων δύο ωρών και τις αντίστοιχες προβλέψεις τους για την επόμενη ώρα, και το φορτίο των δύο προηγούμενων ωρών. Είναι δυνατός ο συνδυασμός ενός ασαφούς μοντέλου με μία κλασική μεθοδολογία, όπως στο [63], όπου η ασαφής λογική συνδυάζεται με το μοντέλο ARMAX.

Πέρα από την τεχνητή νοημοσύνη έχουν αναφερθεί και άλλες μεθοδολογίες. Έχει προταθεί μία παραλλαγή των χρονοσειρών ARIMA, όπου ως βασική μεταβλητή έχει προστεθεί και η εκτίμηση του ανθρώπου χειριστή του συστήματος δίνοντας εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα με τις σύγχρονες μεθοδολογίες [64]. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου δύναται να υλοποιηθεί ανά κατηγορία πελατών, με επισκόπηση των δεδομένων μέσω κατάλληλης δειγματοληψίας ανά κατηγορία και με τη χρήση κατάλληλων συναρτήσεων, όπως της πυκνότητας πιθανότητας Gauss που επηρεάζεται από τον αριθμό των καθημερινών κανονικοποιημένων καμπυλών φορτίου για κάθε κλάση πελατών, τις αντίστοιχες εξωτερικές θερμοκρασίες και τις παραμέτρους εξομάλυνσης [65]. Η αναμενόμενη ζήτηση μίας κλάσης πελατών συνδέεται με τη μέση τιμή μηνιαίου φορτίου που προκύπτει από την αντίστοιχη μηνιαία ενέργεια και το ολοκλήρωμα της πυκνότητας πιθανότητας της συνάρτησης Gauss. Μετά την εφαρμογή κατάλληλων εποχιακών μοντέλων ARIMA για τη συνολική ζήτηση προσδιορίζεται η ζήτηση των επιμέρους κλάδων. Υπάρχει όμως πρακτική δυσκολία στην εύρεση των τιμών των κατάλληλων παραμέτρων, των απαραίτητων στοιχείων των καταναλωτών και της ταξινόμησης των τελευταίων σε κάποια κατηγορία.

Εκείνο που παρατηρείται είναι ότι η έρευνα έχει στραφεί κατά κύριο λόγο στις δύο προαναφερθείσες μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης λόγω της απόδοσής τους και της ικανότητάς τους να συμπεριλάβουν πολλά διαφορετικά στοιχεία ως εισόδους.

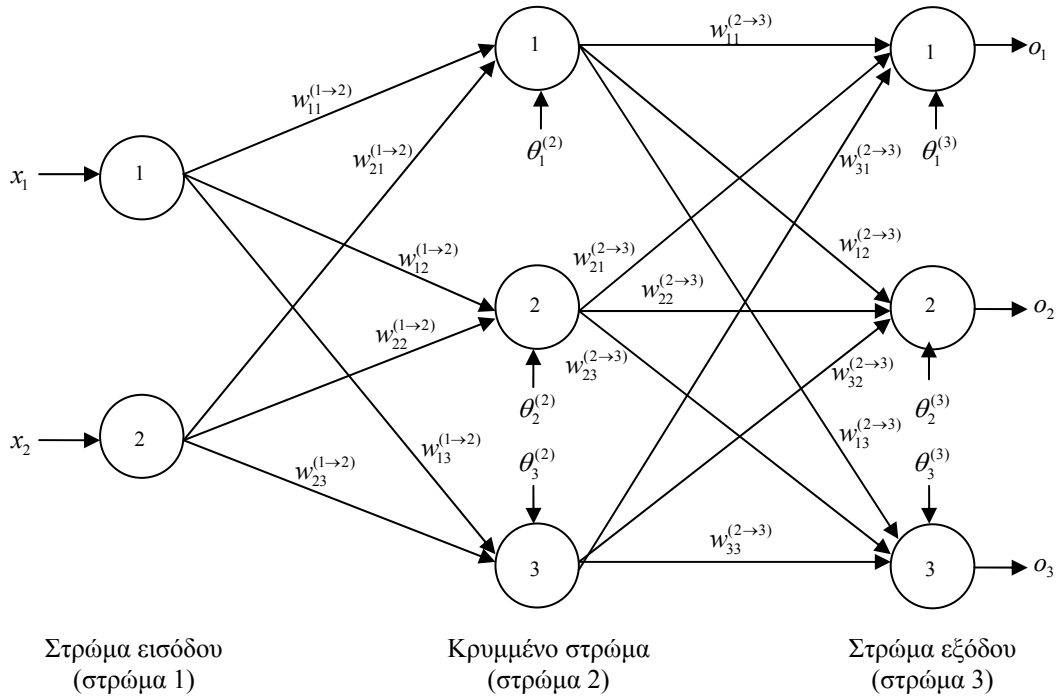
3.3. Ανάπτυξη Τεχνητών Πολυεπίπεδων Νευρωνικών Δικτύων

3.3.1. Βασικές Αρχές

Για την πραγματοποίηση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου συστήματος χρησιμοποιούνται και συγκρίνονται ορισμένα είδη πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων. Γι' αυτό κρίνεται αναγκαίο να αναλυθεί η δομή και το μαθηματικό υπόβαθρο λειτουργίας των τεχνητών πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων με τον αλγόριθμο οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος και των αντίστοιχων παραλλαγών.

Μια ευρέως χρησιμοποιούμενη κατηγορία νευρωνικών δικτύων είναι τα πολυεπίπεδα perceptron (multilayer perceptron ή MLP). Αποτελούνται από κόμβους, οι οποίοι καλούνται νευρώνες, και είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους με ελεύθερες παραμέτρους, οι οποίοι ονομάζονται βάρη. Περιλαμβάνουν τα επίπεδα εισόδου και εξόδου, καθώς ένα ή περισσότερα εσωτερικά κρυμμένα επίπεδα (σχήμα 3.1). Χαρακτηρίζονται ως πρόσθιας τροφοδότησης, όταν τροφοδοτούνται μόνο από μπροστινές εισόδους. Εκπαιδεύονται βάσει του αλγόριθμου της οπισθοδρομικής ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (error back-propagation), ο οποίος σχετίζεται με το γνωστό κανόνα της διόρθωσης σφάλματος. Η υπολογιστική ισχύς του πολυεπιπέδου ΤΝΔ προέρχεται από το συνδυασμό της μη γραμμικότητας των συναρτήσεων ενεργοποίησης των νευρώνων, από την πλήρη διασύνδεση μεταξύ των νευρώνων διαδοχικών επιπέδων και από την

ικανότητα μάθησης μέσω εκπαίδευσης. Το ερευνητικό ενδιαφέρον γι' αυτά τα δίκτυα ξεκίνησε με την εργασία του Rosenblatt πάνω στο perceptron και του Widrow πάνω στο δίκτυο Madaline το 1962 [66]. Αυτό που έλειπε από τα πρόσθια τροφοδοτούμενα πολυεπίπεδα δίκτυα αυτής της εποχής ήταν ο αλγόριθμος ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, ο οποίος εμφανίστηκε μετά το 1985, αλλά ως η ιδέα περιγράφτηκε για πρώτη φορά από τον Werbos στη διδακτορική διατριβή του το 1974. Την περίοδο 1985-1986 χρησιμοποιήθηκε από τους Rumelhart, Hinton, Williams, McClelland, Parker και LeCun, ενώ στη συνέχεια η χρήση τους βρήκε μεγάλη εξάπλωση σε ποικίλες εφαρμογές [66].



Σχήμα 3.1: Πολυεπίπεδο ΤΝΔ εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός κρυμμένου επιπέδου συνδεσμολογίας 2-3-3 (2 εισόδων – 3 νευρώνων – 3 εξόδων)

3.3.2. Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος

Έστω ότι υπάρχει ένα σύνολο εκπαίδευσης (training set) που αποτελείται από N ζεύγη της μορφής $[\vec{x},\vec{t}\,]$, όπου $\vec{x}$ το διάνυσμα εισόδου (πρότυπο) και $\vec{t}$ το διάνυσμα των επιθυμητών εξόδων, όταν εφαρμοσθεί σαν είσοδος το πρότυπο $\vec{x}$ [66]. Το σφάλμα στην έξοδο του τυχαίου νευρώνα j, ο οποίος είναι κόμβος εξόδου, κατά την παρουσίαση του n-ιοστού διανύσματος εισόδου $\vec{x}(n)$ { n = 1,2….N } δίνεται από τον τύπο:

$$e_j(n) = t_j(n) - o_j(n) \tag{3.1}$$

όπου t_j και o_j η επιθυμητή και η πραγματική έξοδος αντίστοιχα του νευρώνα j.

Η στιγμιαία τιμή του τετραγωνικού σφάλματος για το νευρώνα j ορίζεται ως $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ και το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων όλων των νευρώνων εξόδου (που σχηματίζουν το σύνολο C πλήθους p_C) για το διάνυσμα $\vec{x}(n)$ δίνεται από τη σχέση:

$$G(n) = \frac{1}{2}\sum_{j\varepsilon C} e_j^2(n) \tag{3.2}$$

Ορίζεται η μέση τιμή των σφαλμάτων για όλα τα N πρότυπα ως εξής:

$$G_{av} = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} G(n) = \frac{1}{2N}\sum_{n=1}^{N}\sum_{j\varepsilon C} e_j^2(n) \tag{3.3}$$

Τόσο το *G,* όσο και το G_{av} εξαρτώνται από τις ελεύθερες παραμέτρους του δικτύου, δηλαδή από τα βάρη μεταξύ των συνδέσεων και τις πολώσεις. Ο σκοπός της διαδικασίας εκπαίδευσης είναι η ελαχιστοποίηση της μέσης τιμής των σφαλμάτων G_{av}, με την ανάλογη προσαρμογή των ελευθέρων παραμέτρων του δικτύου. Για να επιτευχθεί αυτό, τα βάρη ενημερώνονται μετά το πέρασμα κάθε προτύπου, σύμφωνα με τα σφάλματα που παρουσιάζονται κατά την εισαγωγή του αντίστοιχου προτύπου στο δίκτυο. Ουσιαστικά η μέση τιμή των μεταβολών όλων των βαρών είναι μία προσεκτική εκτίμηση της πραγματικής μεταβολής των βαρών, που προκύπτει από τη διαδικασία ελαχιστοποίησης του G_{av}.

Ο νευρώνας εξόδου *j* τροφοδοτείται από τα σήματα εξόδου όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου. Οπότε το σήμα $u_j(n)$ δίνεται από τη σχέση:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^{p} w_{ji}(n) y_i(n) \tag{3.4}$$

όπου *p* είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και y_i η έξοδος του *i*-ιοστού νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου. Το βάρος w_{j0} (για *i*=0) είναι η πόλωση θ_j και αντιστοιχεί σε μία εξωτερική είσοδο $y_0 = -1$. Συνεπώς το σήμα εξόδου $y_j(n)$ του νευρώνα εξόδου *j* κατά την παρουσίαση του *n*-ιοστού διανύσματος εισόδου $\vec{x}(n)$ δίνεται από την ακόλουθη σχέση χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης $\phi(z)$ πάνω στο σήμα $u_j(n)$:

$$o_j(n) = \phi_j(u_j(n)) \tag{3.5}$$

Ο αλγόριθμος προβαίνει σε κάθε επανάληψη σε μια διόρθωση $\Delta w_{ji}(n)$ στο βάρος $w_{ji}(n)$ και η οποία είναι ανάλογη της κλίσης $\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)}$. Βάσει του κανόνα της αλυσίδας η μερική αυτή παράγωγος λαμβάνει τη μορφή:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} \cdot \frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} \cdot \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \tag{3.6}$$

Η κλίση αυτή καθορίζει την κατεύθυνση ελαχιστοποίησης στον χώρο των βαρών. Από τη διαφόριση των σχέσεων (3.1) ως προς $o_j(n)$, (3.2) ως προς $e_j(n)$, (3.4) ως προς $w_{ji}(n)$, (3.5) ως προς $u_j(n)$, προκύπτουν αντίστοιχα ότι:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} = -1 \qquad \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \qquad \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \qquad \frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} = \phi_j'\left(u_j(n)\right) \tag{3.7}$$

Από την αντίστοιχη αντικατάσταση προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \cdot \phi_j'\left(u_j(n)\right) \cdot y_i(n) \tag{3.8}$$

Η διόρθωση $\Delta w_{ji}(n)$ προσδιορίζεται από τον κανόνα δέλτα:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \tag{3.9}$$

όπου η είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate).

Η τοπική κλίση $\delta_j(n)$ για τον νευρώνα *j* δίνεται από τη σχέση:

$$\delta_j(n) = \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} \cdot \frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \cdot \phi_j'\left(u_j(n)\right) \tag{3.10}$$

Οπότε τελικά προκύπτει:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \tag{3.11}$$

Από την αποδεικτική διαδικασία ο πιο σημαντικός παράγοντας από τον οποίο εξαρτάται η αναπροσαρμογή των βαρών $\Delta w_{ji}(n)$ είναι το σφάλμα $e_j(n)$ στον νευρώνα *j*. Αυτή είναι η περίπτωση που ο νευρώνας *j* αποτελεί κόμβο εξόδου, όπου, εφόσον η επιθυμητή έξοδος του νευρώνα είναι γνωστή, υπολογίζεται το σήμα σφάλματος.

Υπάρχει και η δεύτερη περίπτωση, όπου ο νευρώνας αποτελεί εσωτερικό κόμβο του νευρωνικού δικτύου, ο οποίος έμμεσα επηρεάζει τα σφάλματα εξόδου του δικτύου. Σ' αυτήν την περίπτωση δεν υφίσταται κάποια επιθυμητή έξοδος για το συγκεκριμένο νευρώνα. Το σήμα σφάλματος καθορίζεται αναδρομικά σε σχέση με τα σφάλματα όλων των νευρώνων με τους οποίους αυτός συνδέεται απευθείας αυξάνοντας σημαντικά την πολυπλοκότητα του αλγόριθμου. Συγκεκριμένα για το νευρώνα i του πρώτου κρυμμένου επιπέδου (από το επίπεδο εξόδου) η διόρθωση $\Delta w_{i\ell}(n)$ δίνεται με βάση τον κανόνα δέλτα από την ακόλουθη σχέση:

$$\Delta w_{i\ell}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial w_{i\ell}(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \cdot \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \cdot \frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{i\ell}(n)} \tag{3.12}$$

Ορίζεται η τοπική κλίση $\delta_i(n)$ για τον νευρώνα i :

$$\delta_i(n) = -\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \cdot \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \tag{3.13}$$

Με βάση τη σχέση (3.2) προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} \cdot \frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} \tag{3.14}$$

Από αντικατάσταση της (3.5) στη (3.1) και παραγώγιση της τελευταίας ως προς $u_j(n)$ βρίσκεται ότι:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} = -\phi_j'\left(u_j(n)\right) \tag{3.15}$$

Με παραγώγιση της (3.4) ως προς $y_i(n)$ προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} = w_{ji}(n) \tag{3.16}$$

Από αντικατάσταση των (3.10), (3.15) και (3.16) στη (3.14), η τελευταία διαμορφώνεται ως εξής:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = -\sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \phi_j'\left(u_j(n)\right) \cdot w_{ji}(n) = -\sum_{j \in C} \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \tag{3.17}$$

Λαμβάνοντας υπόψη ότι για το νευρώνα i αυτού του κρυμμένου επιπέδου ισχύουν ότι:

$$y_i(n) = \phi_i(u_i(n)) \tag{3.18}$$

$$u_i(n) = \sum_{\ell=0}^{q} w_{i\ell}(n) y_\ell(n) \tag{3.19}$$

όπου q είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και y_ℓ η έξοδος του ℓ-ιοστού νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου. Με παραγώγιση των τελευταίων σχέσεων ως προς $u_i(n)$ και ως προς $w_{i\ell}(n)$ αντίστοιχα προκύπτουν ότι:

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} = \phi_i'\left(u_i(n)\right) \qquad \frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{i\ell}(n)} = y_\ell(n) \tag{3.20}$$

Με χρήση των (3.17) και (3.20) η (3.13) διαμορφώνεται ως εξής:

$$\delta_i(n) = \phi_i'\left(u_i(n)\right)\cdot\sum_j \delta_j(n)\cdot w_{ji}(n) \tag{3.21}$$

Δηλαδή η κλίση δ_i εξαρτάται τόσο από τη συνάρτηση ενεργοποίησης του συγκεκριμένου νευρώνα i, όσο και από το άθροισμα των γινομένων των τοπικών κλίσεων δ του επόμενου επιπέδου με τα αντίστοιχα βάρη που συνδέουν τον νευρώνα i με το επίπεδο αυτό. Οπότε με βάση τις (3.12), (3.20), (3.21) η διόρθωση $\Delta w_{i\ell}(n)$ υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{i\ell}(n) = \eta\cdot\delta_i(n)\cdot y_\ell(n) \tag{3.22}$$

Σε κάθε περίπτωση η διόρθωση του βάρους που συνδέει τον νευρώνα i με τον νευρώνα j του επόμενου επιπέδου δίνεται από τη σχέση (3.11), όπου η τοπική κλίση δ_j εξαρτάται από το αν ο νευρώνας j είναι νευρώνας εξόδου ή ανήκει σε κρυμμένο επίπεδο. Στην πρώτη περίπτωση η τοπική κλίση δίνεται από τη σχέση (3.10), ενώ στη δεύτερη από τη (3.21).

Κατά την εφαρμογή του αλγορίθμου οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος (back-propagation) αρχικά αρχικοποιούνται τα βάρη και οι πολώσεις σε μικρές τυχαίες τιμές στο διάστημα [-1,1]. Ακολουθούν δύο είδη περασμάτων όσον αφορά την εκτέλεση των υπολογισμών: το πέρασμα ορθής φοράς (forward pass) και το πέρασμα αντίστροφης φοράς (reverse pass).

Στη διαδικασία του ευθέως περάσματος όλα τα βάρη των συνδέσεων παραμένουν αναλλοίωτα και υπολογίζονται οι έξοδοι όλων των νευρώνων. Το σήμα εξόδου του εκάστοτε νευρώνα υπολογίζεται από τις σχέσεις (3.18) και (3.19), εκτός της περίπτωσης που ανήκει στο πρώτο επίπεδο, για την οποία ισχύει:

$$y_k(n) = x_k(n) \tag{3.23}$$

όπου ο δείκτης k αναφέρεται στην k-ιοστή είσοδο του διανύσματος εισόδου $\vec{x}$. Δηλαδή το ευθύ πέρασμα ξεκινά από το πρώτο επίπεδο με την παρουσίαση του διανύσματος εισόδου, υπολογίζει όλα τα σήματα εξόδου των νευρώνων βάσει των προαναφερθέντων σχέσεων και προχωρά στα επόμενα επίπεδα του δικτύου, ώσπου να φτάσει τελικά στο τελευταίο επίπεδο (εξόδου) και να υπολογίσει το διάνυσμα εξόδου του δικτύου, καθώς και το σφάλμα του κάθε νευρώνα αυτού του επιπέδου μέσω της (3.1).

Αντίθετα το αντίστροφο πέρασμα ξεκινά από το επίπεδο εξόδου περνώντας τα σήματα σφάλματος προς τα πίσω και υπολογίζοντας αναδρομικά την τιμή της τοπικής κλίσης του κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο αναπροσαρμόζονται τα βάρη μεταξύ των συνδέσεων σύμφωνα με τον κανόνα δέλτα. Ακολούθως μέσω αυτών των τοπικών κλίσεων υπολογίζονται οι τοπικές κλίσεις των νευρώνων του προτελευταίου επιπέδου και ούτω καθεξής για τα υπόλοιπα επίπεδα, ώσπου να καταλήξει στο πρώτο επίπεδο του δικτύου. Αυτή η διαδικασία αυτή των δύο περασμάτων εκτελείται για κάθε πρότυπο του συνόλου εκπαίδευσης. Όταν εκτελεστεί για όλο το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης, τότε έχει πραγματοποιηθεί μία εποχή.

Κρίσιμα ζητήματα για την απόδοση του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι τα ακόλουθα:

♦ *Συνάρτηση ενεργοποίηση και κορεσμός*: Για να υπολογιστεί η τοπική κλίση κάθε νευρώνα απαιτείται η γνώση της πρώτης παραγώγου της συνάρτησης ενεργοποίησης, οπότε η τελευταία πρέπει να είναι συνεχής και παραγωγίσιμη. Στον πίνακα 3.1 καταγράφονται μία σειρά συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται συχνά σε πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα. Γενικά προτείνεται η χρήση μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, ώστε να είναι δυνατή η επίλυση προβλημάτων μη γραμμικής συμπεριφοράς. Όμως σ' αυτήν την περίπτωση

ενδέχεται να υπάρξει το πρόβλημα κορεσμού τιμών της συνάρτησης ενεργοποίησης, το οποίο οφείλεται στη συμπίεση του διαστήματος ορισμού των διανυσμάτων εισόδου (που μπορεί να είναι σύνολο ή υποσύνολο του *IR*) σε ένα διάστημα πεπερασμένων διαστάσεων λόγω της χρήσης σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Ως παράδειγμα αναφέρεται η χρησιμοποίηση της υπερβολικής εφαπτομένης, της οποίας το πεδίο τιμών είναι [-1,1], ενώ το σύνολο ορισμού όλοι οι πραγματικοί. Από την αντίστοιχη γραφική παράσταση (σχήμα 3.2) παρατηρείται ότι η μεταβλητή εισόδου συμπεριφέρεται έντονα μη γραμμικά για τιμές πέρα της περιοχής [-1,1]. Ειδικά για τιμές εκτός του συνόλου [-5,5] η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι πρακτικά -1 ή 1 για αρνητικές και θετικές τιμές εισόδου αντίστοιχα. Λύση σ' αυτό το πρόβλημα δίνει η κανονικοποίηση τιμών των μεταβλητών εισόδου, όπου η μεταβλητή εισόδου μετασχηματίζεται, ώστε να λαμβάνει τιμές από *a* ως *b*, π.χ. για την περίπτωση της υπερβολικής εφαπτομένης από –1 ως 1. Αυτό πραγματοποιείται βρίσκοντας ή ορίζοντας το ελάχιστο x_{min} και το μέγιστο x_{max} των τιμών της μεταβλητής εισόδου. Ο ορισμός είναι απαραίτητος στην περίπτωση ενός φυσικού μεγέθους, όπου στο σύνολο εκπαίδευσης του ΤΝΔ δεν παρουσιάζονται οι ακραίες τιμές του. Στη συνέχεια μετασχηματίζονται οι τιμές εισόδου x στις νέες κανονικοποιημένες τιμές $\hat{x}$ σύμφωνα με τη σχέση:

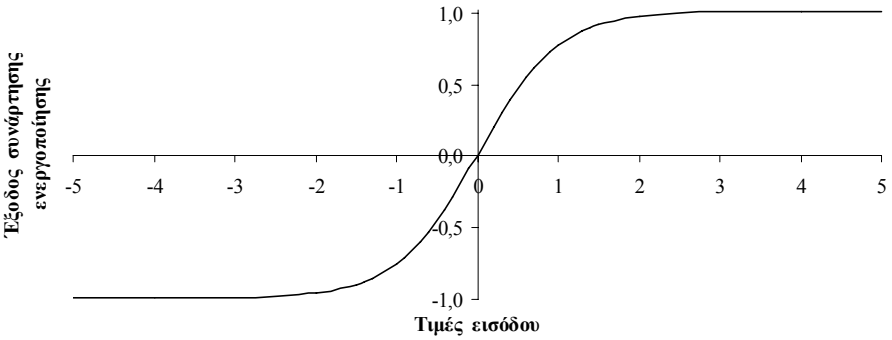
$$\hat{x} = a + \frac{b-a}{x_{\max} - x_{\min}} \cdot \left(x - x_{\min}\right) \tag{3.24}$$

Εναλλακτικά η κάθε μεταβλητή εισόδου μπορεί να κανονικοποιηθεί μέσω της αντίστοιχης μέσης τιμής μ και τυπικής απόκλισης σ, χωρίς όμως να εξασφαλίζεται η μη ύπαρξη τιμών στην έντονα μη γραμμική περιοχή της συνάρτησης ενεργοποίησης:

$$\hat{x} = \frac{x-\mu}{\sigma} \tag{3.25}$$

Πίνακας 3.1: Συναρτήσεις Ενεργοποίησης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

$\phi(x) = 1/\left(1+e^{-ax}\right)$	$\phi(x) = \tanh(ax+b)$	$\phi(x) = ax+b$
Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [0,1]	Σιγμοειδής με πεδίο τιμών [-1,1]	Γραμμική
$\phi(x) = \begin{cases} \gamma & , \quad x \geq \gamma \\ x & , \quad \lvert x \rvert < \gamma \\ -\gamma & , \quad x \leq -\gamma \end{cases}$	$\phi(x) = \begin{cases} a & , \quad x \geq \gamma \\ b & , \quad x < \gamma \end{cases}$	$\phi(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{v}\right)$
Αναρρίχησης	Βηματική	Γκαουσιανή



Σχήμα 3.2: Γραφική παράσταση της σιγμοειδούς υπερβολικής εφαπτομένης συνάρτησης ενεργοποίησης

♦ *Προσθήκη όρου ορμής*: Ο αλγόριθμος της οπίσθιας τροφοδότησης δίνει μια προσέγγιση της τροχιάς των βαρών, η οποία υπολογίζεται με τη λεγόμενη μέθοδο της απότομης καθόδου. Όσο μικρότερος είναι ο ρυθμός μάθησης, τόσο μικρότερη είναι η μεταβολή των βαρών σε κάθε επανάληψη και άρα τόσο πιο ομαλή είναι και η τροχιά της καμπύλης των βαρών. Συνεπώς το κόστος για υψηλό επίπεδο μάθησης είναι ο αργός ρυθμός μάθησης. Αν χρησιμοποιηθεί υψηλός ρυθμός μάθησης για να επιταχυνθεί η διαδικασία, η καμπύλη των βαρών δεν θα είναι ομαλή, καθώς θα υπάρξουν απότομες μεταβολές, με αποτέλεσμα να εμφανίζεται κίνδυνος αστάθειας του αλγόριθμου. Ένας τρόπος εξάλειψης των παραπάνω κινδύνων είναι η τροποποίηση

του κανόνα αναπροσαρμογής των βαρών με την προσθήκη ενός όρου ορμής (momentum term) *α*, που ονομάζεται και σταθερά ορμής και είναι συνήθως θετικός αριθμός:

$$\Delta w_{ji}(n) = a \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \tag{3.26}$$

Για να παρατηρηθεί η επίδραση του όρου ορμής, διατυπώνεται η παραπάνω σχέση ως χρονική ακολουθία με δείκτη *t,* ο οποίος ξεκινά από την τιμή 0 και φτάνει μέχρι την τρέχουσα τιμή *n*. Αυτό που προκύπτει είναι μία διαφορική εξίσωση πρώτης τάξης, της οποίας η λύση είναι ουσιαστικά μία χρονική ακολουθία:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \sum_{t=0}^{n} a^{n-t} \delta_j(t) y_i(t) \tag{3.27}$$

Ουσιαστικά η τρέχουσα μεταβολή ισοδυναμεί με το άθροισμα μίας εκθετικής χρονικής ακολουθίας, η οποία συγκλίνει, αν ισχύει $0 \le |a| \le 1$. Θεωρητικά ο όρος ορμής λαμβάνει και αρνητικές τιμές, το οποίο πρακτικά δεν συμβαίνει ποτέ. Με χρήση των σχέσεων (3.9) και (3.11) η (3.27) τροποποιείται ως εξής:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \sum_{t=0}^{n} a^{n-t} \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \tag{3.28}$$

Όταν η μερική παράγωγος $\partial G(n)/\partial w_{ji}(n)$ κρατάει σταθερό πρόσημο σε συνεχόμενες επαναλήψεις, τότε η αντίστοιχη μεταβολή του βάρους αυξάνει σημαντικά. Δηλαδή η εισαγωγή της σταθεράς ορμής σ' αυτήν την περίπτωση τείνει κυρίως να επιταχύνει προς μία σταθερή κατεύθυνση την κάθοδο. Όταν η μερική παράγωγος $\partial G(n)/\partial w_{ji}(n)$ μεταβάλλει το πρόσημο της σε κάποιο αριθμό διαδοχικών επαναλήψεων, τότε η αντίστοιχη μεταβολή του βάρους ελαττώνεται. Οπότε η εισαγωγή του παράγοντα ορμής έχει σταθεροποιητικό αποτέλεσμα για τον αλγόριθμο.

♦ *Τρόποι εκπαίδευσης*: Η διαδικασία εκπαίδευσης κατά τον αλγόριθμο οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος πραγματοποιείται με την παρουσίαση και εφαρμογή στο νευρωνικό δίκτυο ενός συνόλου διανυσμάτων εκπαίδευσης. Η παρουσίαση όλων των προτύπων εκπαίδευσης μια φορά το καθένα στο δίκτυο ονομάζεται εποχή (epoch). Κατά τη συνολική διαδικασία εκπαίδευσης εκτελούνται επαναλήψεις των εποχών, ώσπου τα βάρη του δικτύου να σταθεροποιηθούν σε συγκεκριμένες τιμές που οδηγούν στη σύγκλιση της μέσης τιμής των σφαλμάτων για όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης.

Σε κάθε εποχή υπάρχει ο τυχαίος και ο σειριακός τρόπος παρουσίασης των προτύπων εκπαίδευσης. Ο πρώτος τρόπος έχει το πλεονέκτημα της εξασφάλισης του στοχαστικού χαρακτήρα της μάθησης και το μειονέκτημα των συνεχών και μη αμελητέων ταλαντώσεων των σφαλμάτων εκπαίδευσης και αξιολόγησης, ώσπου να καταλήξει στο τελικό αποτέλεσμα. Από την άλλη ο δεύτερος τρόπος, της εν σειρά παρουσίασης προτύπων, δίνει συνήθως χαμηλότερο σφάλμα εκπαίδευσης και μεγαλύτερη δυνατότητα ελέγχου αυτού του σφάλματος, αλλά εμπεριέχει τον κίνδυνο της λεγόμενης «αποστήθισης» του δικτύου της συγκεκριμένης σειράς παρουσίασης των προτύπων, με αποτέλεσμα το τελικό σφάλμα αξιολόγησης να είναι συνήθως υψηλότερο σε σχέση με εκείνο του τυχαίου τρόπου παρουσίασης.

Αναλυτικότερα στην περίπτωση της εκπαίδευσης ανά πρότυπο (stochastic training) τα βάρη αναπροσαρμόζονται έπειτα από την παρουσίαση κάθε πρότυπου εκπαίδευσης στο δίκτυο. Έστω ότι υπάρχουν *N* πρότυπα εκπαίδευσης, τα οποία παρουσιάζονται στη διάρκεια μίας εποχής κατά τυχαίο τρόπο από μία φορά. Το πρώτο πρότυπο εφαρμόζεται στο δίκτυο και εκτελούνται τόσο το ευθύ, όσο και το ανάστροφο πέρασμα, με αποτέλεσμα να μεταβάλλονται τα βάρη. Στη συνέχεια παρουσιάζεται το δεύτερο πρότυπο και εκτελείται η ίδια διαδικασία που οδηγεί σε νέα μεταβολή των βαρών. Η εποχή τελειώνει με την παρουσίαση του *N*-οστού προτύπου. Η μέση μεταβολή του βάρους w_{ji} για όλο το σύνολο των *N* προτύπων δίνεται από την ακόλουθη σχέση λαμβάνοντας υπόψη τις (3.2) και (3.9):

$$\Delta \hat{w}_{ji} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \Delta w_{ji}(n) = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^{N} \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^{N} e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \tag{3.29}$$

Στην περίπτωση της εκπαίδευσης ανά εποχή (batch mode) τα βάρη ενημερώνονται έπειτα από την παρουσίαση στο δίκτυο όλου του συνόλου προτύπων της εποχής. Για μία τέτοια εποχή η μέση τιμή των τετραγωνικών σφαλμάτων ορίζεται μέσω της σχέσης (3.3). Το εσωτερικό άθροισμα εφαρμόζεται σε όλους τους νευρώνες εξόδους του δικτύου, ενώ το εξωτερικό σε όλες τις εποχές. Η αναπροσαρμογή όλων των βαρών γίνεται μια φορά μετά το τέλος κάθε εποχής. Αν η ενημέρωση των βαρών γίνεται με βάση τον κανόνα δέλτα, τότε ισχύει ότι:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ji}} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^{N} e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial w_{ji}} \tag{3.30}$$

Αν συγκριθούν οι δύο βασικοί τρόποι εκπαίδευσης, τα βάρη μεταβάλλονται διαφορετικά. Ουσιαστικά το $\Delta \hat{w}_{ji}$ της εκπαίδευσης ανά πρότυπο προσεγγίζει το Δw_{ji} της εκπαίδευσης ανά εποχή. Πρακτικά προτιμάται η μέθοδος της εκπαίδευσης ανά πρότυπο, καθώς ενισχύει τον στοχαστικό χαρακτήρα και είναι πιο ικανή στην αποτροπή παγίδευσης του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα. Ωστόσο η εκπαίδευση ανά εποχή υπολογίζει με πιο ακριβή τρόπο το διάνυσμα κλίσης. Σε κάθε πρόβλημα σταθμίζονται τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα και επιλέγεται μια εκ των δύο μεθόδων εκπαίδευσης.

Υπάρχει και ένας τρίτος τρόπος εκπαίδευσης, της μίας φοράς παρουσίασης διανύσματος ή αλλιώς συνεχόμενης εκπαίδευσης (on-line training). Αυτός εφαρμόζεται, όταν το πλήθος των διανυσμάτων είναι εξαιρετικά μεγάλο και δεν υπάρχει χώρος αποθήκευσης των δεδομένων, οπότε αναγκαστικά το κάθε διάνυσμα παρουσιάζεται από μία φορά στο νευρωνικό δίκτυο. Συνήθως αυτού του είδους εκπαίδευση αποφεύγεται με τους σημερινούς Η/Υ.

♦ *Κριτήρια τερματισμού*: Ο αλγόριθμος οπίσθιας τροφοδότησης δε συγκλίνει γενικά και δεν υφίσταται απόλυτα ορισμένα κριτήρια τερματισμού της λειτουργίας του. Στην πράξη όμως υπάρχουν κάποια λογικά κριτήρια που οδηγούν στον τερματισμό της διαδικασίας εκπαίδευσης, τα οποία βασίζονται κυρίως στις ιδιότητες των τοπικών και ολικών ελαχίστων της επιφάνειας σφάλματος. Αν το διάνυσμα βαρών $\vec{w}_0$ είναι τοπικό ή ολικό ελάχιστο, τότε το διάνυσμα κλίσης $\nabla G(\vec{w})$ (δηλαδή η μερική παράγωγος του σφάλματος ως προς το διάνυσμα βαρών $\vec{w}$) ισούται με το μηδέν για $\vec{w} = \vec{w}_0$. Συνηθισμένα κριτήρια σύγκλισης του αλγόριθμου είναι τα ακόλουθα:

1. Ο αλγόριθμος θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν *η ευκλείδεια νόρμα του διανύσματος κλίσης* λαμβάνει ένα πολύ μικρό κατώφλι κλίσης. Το μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι ο χρόνος εκπαίδευσης μπορεί να είναι μεγάλος, ενώ πρέπει να υπολογίζεται και το διάνυσμα κλίσης.
2. Ο αλγόριθμος θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν *η απόλυτη τιμή του ρυθμού μεταβολής του σφάλματος ανά εποχή* είναι ικανοποιητικά μικρή.
3. Ο αλγόριθμος θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν *η μέση τιμή του σφάλματος ανά εποχή* είναι ικανοποιητικά μικρή.

Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία ολοκληρωμένη τεχνική αξιολόγησης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Συγκεκριμένα αξιοποιείται ένα ανεξάρτητο σύνολο προτύπων, που ονομάζεται *σύνολο επικύρωσης ή αξιολόγησης* (validation set) και με βάση το μέγεθος των σφαλμάτων στο σύνολο αυτό υπολογίζεται το συνολικό σφάλμα μοντέλου. Επομένως, αν δίνεται ένας αριθμός μοντέλων (είτε του ίδιου αλγορίθμου κατά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του, είτε κατά τη σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων) που έχουν εκπαιδευτεί με βάση το ίδιο σύνολο εκπαίδευσης, για να επιλεγεί το καλύτερο, υπολογίζεται το σφάλμα καθενός για τα δεδομένα του συνόλου επικύρωσης και επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο σφάλμα επικύρωσης. Συνήθως για τον υπολογισμό του σφάλματος γενίκευσης του νευρωνικού δικτύου που τελικά επιλέγεται χρησιμοποιείται και ένα τρίτο σύνολο δεδομένων που ονομάζεται *σύνολο ελέγχου* (test set).

Γενικότερα η παραπάνω τεχνική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση ενός δικτύου με ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης λειτουργεί ενημερώνοντας τις παραμέτρους του δικτύου στην κατεύθυνση ελαχιστοποίησης του σφάλματος, αλλά ταυτόχρονα ανά συγκεκριμένο αριθμό εποχών υπολογίζεται το σφάλμα επικύρωσης που αντιστοιχεί στις τιμές των παραμέτρων που έχουν υπολογιστεί στη συγκεκριμένη εποχή-βήμα. Γενικά όσο προχωρά η εκπαίδευση, τόσο μειώνεται το σφάλμα εκπαίδευσης, και μειώνεται και το σφάλμα επικύρωσης. Υπάρχει όμως συνήθως ένα όριο πέρα από το οποίο περαιτέρω μείωση του σφάλματος εκπαίδευσης οδηγεί σε αύξηση του σφάλματος επικύρωσης, διότι αρχίζει να εμφανίζεται το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης. Στο σημείο αυτό μπορεί να σταματήσει την εκπαίδευση του μοντέλου. Η τεχνική αυτή που ονομάζεται *πρόωρο σταμάτημα* (early

stopping), χρησιμοποιείται πολύ συχνά και παρέχει ένα πολύ πιο αποδοτικό κριτήριο τερματισμού σε σχέση με τον τερματισμό σε τοπικό ελάχιστο του σφάλματος εκπαίδευσης. Εναλλακτικά η διαδικασία μπορεί να ολοκληρωθεί όταν οι παράμετροι προς προσδιορισμό (όπως τα βάρη και οι πολώσεις στο πολυεπίπεδο δίκτυο) δεν μεταβάλλονται σημαντικά ανά εποχή, δηλαδή η μεταβολή του εκάστοτε βάρους είναι μικρότερη από ένα συγκεκριμένο όριο. Το απλούστερο σταμάτημα είναι μετά από ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων, ο οποίος προκύπτει εμπειρικά ανάλογα με το πρόβλημα, το πλήθος εισόδων, το πλήθος των κρυμμένων νευρώνων κτλ. Ωστόσο το τελευταίο δεν προτείνεται, καθώς εύκολα καταλήγει στην περιοχή του τοπικού ελαχίστου ή να οδηγεί σε υπερεκπαίδευση.

3.3.3. Παραλλαγές Αλγορίθμου Οπισθοδρομικής Διάδοσης Σφάλματος

Πέρα του βασικού αλγορίθμου έχουν αναπτυχθεί μία σειρά παραλλαγών του με σκοπό τη βελτίωση της ταχύτητας σύγκλισης και τη μείωση του σφάλματος. Προς διευκόλυνση της μελέτης οι σχέσεις γράφονται σε διανυσματική μορφή. Για την περίπτωση του βασικού αλγορίθμου, αν η ανανέωση γίνεται κάθε εποχή *ep* (εκπαίδευση ανά εποχή), η αντίστοιχη σχέση διαμορφώνεται ως εξής:

$$\Delta\vec{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G\left(\vec{w}(ep)\right) \tag{3.31}$$

Με την προσθήκη του όρου ορμής μετασχηματίζεται σε:

$$\Delta\vec{w}(ep) = -\eta \cdot \nabla G\left(\vec{w}(ep)\right) + a \cdot \Delta\vec{w}(ep-1) \tag{3.32}$$

Προκειμένου να επιταχυνθεί η εκπαίδευση, ο ρυθμός μάθησης και ο όρος ορμής της (3.32) μπορούν να μεταβληθούν σύμφωνα με τις ακόλουθες σχέσεις διαμορφωνοντας τον *προσαρμοστικό αλγόριθμο*:

$$\eta(ep) = \begin{cases} \eta(ep-1), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \\ \eta(ep-1)\cdot\exp\left(-1/T_\eta\right), & G_{av}(ep) \le G_{av}(ep-1) \end{cases} \tag{3.33}$$

$$a(ep) = \begin{cases} a(ep-1), & G_{av}(ep) \le G_{av}(ep-1) \\ a(ep-1)\cdot\exp\left(-1/T_a\right), & G_{av}(ep) > G_{av}(ep-1) \end{cases} \tag{3.34}$$

όπου T_η και $\eta_0=\eta(0)$ είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης αντίστοιχα, T_α και $\alpha_0=\alpha(0)$ είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου ορμής, G_{av} η συνάρτηση σφάλματος είτε του συνόλου εκπαίδευσης, είτε του συνόλου επικύρωσης. Αν η συνάρτηση σφάλματος μειώνεται με το πέρασμα εποχών, τότε ο όρος ορμής μένει σταθερός ή αυξάνεται κατά [67], ενώ ο ρυθμός μάθησης μειώνεται ενισχύωντας την επίδραση της μεταβολής των βαρών. Ενώ, αν η συνάρτηση σφάλματος αυξηθεί με το πέρασμα εποχών, πρέπει να μειωθεί η επίδραση των προηγούμενων σφαλμάτων, γι'αυτό ο όρος ορμής μειώνεται, ενώ ο ρυθμός μάθησης μένει σταθερός.

Κατά τον *ευπροσάρμοστο* αλγόριθμο (resilient algorithm) λαμβάνεται υπόψη μόνο το πρόσημο της παραγώγου της συνάρτησης σφάλματος ως προς το βάρος w_{ij} για τον καθορισμό της κατεύθυνσης διόρθωσης του τελευταίου. Το μέγεθος της παραγώγου δεν έχει καμία επίδραση. Η μεταβολή του βάρους δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{ij}(ep) = \begin{cases} \delta_1 \cdot \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep)\cdot\frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) > 0 \\ \Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep)\cdot\frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) = 0 \\ \frac{1}{\delta_2}\cdot\Delta w_{ij}(ep-1), & \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep)\cdot\frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ij}}(ep-1) < 0 \end{cases} \tag{3.35}$$

όπου δ_1, δ_2 είναι ο αυξητικός και ο μειωτικός παράγοντας της μεταβολής του βάρους αντίστοιχα. Δηλαδή, όταν η παράγωγος του σφάλματος ως προς w_{ij} έχει το ίδιο πρόσημο για δύο διαδοχικές επαναλήψεις, τότε η αντίστοιχη μεταβολή ενισχύεται. Αν μεταβάλλεται το πρόσημο, μειώνεται, ενώ, αν η παράγωγος είναι μηδενική, τότε η μεταβολή παραμένει σταθερή. Με αυτήν τη μέθοδο αντιμετωπίζεται εναλλακτικά το πρόβλημα του κορεσμού των σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης.

Μία άλλη κατηγορία παραλλαγών του αλγορίθμου εκπαίδευσης οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος είναι της *συζευγμένης μεταβολής κλίσης* (conjugate gradient algorithm) [52], κατά την οποία η μεταβολή βαρών λαμβάνει υπόψη το σύνολο των μεταβολών κλίσης εντός του αντίστοιχου χώρου και δεν στηρίζεται μόνο στην αντίστοιχη κλίση βάρους, όπως συμβαίνει στην αρχική μέθοδο. Αυτό έχει ως συνέπεια στις περισσότερες περιπτώσεις να συγκλίνει γρηγορότερα. Τα αντίστοιχα βήματά της είναι τα ακόλουθα:

α. Ορίζεται η κατεύθυνση αναζήτησης $\vec{p}_0$ ίση με το αντίθετο του διανύσματος μεταβολής κλίσης κατά την πρώτη επανάληψη:

$$\vec{p}_0 = -\nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_0} \tag{3.36}$$

β. Πραγματοποιείται η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος κατά την κατεύθυνση αναζήτησης:

$$\Delta\vec{w}_k = a_k \cdot p_k \tag{3.37}$$

Η ελαχιστοποίηση πραγματοποιείται μέσω της παραμέτρου a_k>0, η οποία υπολογίζεται με μεθόδους, όπως της χρυσής τομής, της διχοτόμου κτλ [68].

γ. Η κατεύθυνση αναζήτησης $\vec{p}_{k+1}$ του επόμενου βήματος υπολογίζεται μέσω της σχέσης:

$$\vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} + \beta_{k+1} \cdot \vec{p}_k \tag{3.38}$$

όπου η παράμετρος β_{k+1} προσδιορίζεται είτε από τη σχέση (3.39) κατά Fletcher-Reeves [69], είτε (3.40) κατά Polak-Ribiere [70]:

$$\beta_{k+1} = \frac{\nabla G(\vec{w})\big|^T_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \cdot \nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}}{\nabla G(\vec{w})\big|^T_{\vec{w}=\vec{w}_k} \cdot \nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}} \tag{3.39}$$

$$\beta_{k+1} = \frac{\Delta\left(\nabla G(\vec{w})\big|^T_{\vec{w}=\vec{w}_k}\right) \cdot \nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}}{\nabla G(\vec{w})\big|^T_{\vec{w}=\vec{w}_k} \cdot \nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}} \tag{3.40}$$

δ. Αν ο αλγόριθμος δεν έχει συγκλίνει, τότε επαναλαμβάνεται το δεύτερο βήμα.

Διευκρινίζεται ότι η *k*-ιοστή επανάληψη συνήθως ταυτίζεται με την αντίστοιχη εποχή, το οποίο όμως δεν είναι αναγκαίο. Επίσης, προκειμένου να αποφευχθεί ο ρυθμός σύγκλισης να είναι γραμμικός, πρέπει η επαναληπτική διαδικασία να επανεκκινεί κατά διαστήματα. Συνήθως αυτό συμβαίνει μετά από αριθμό επαναλήψεων ίσο με το πλήθος N_w των παραμέτρων υπό προσδιορισμό (βαρών και πολώσεων). Συμπληρωματικά μπορεί να εφαρμοστεί η μέθοδος επανεκκίνησης κατά Powell-Beale [71] (χωρίς να αναιρεί τη χρήση του προηγούμενου κριτηρίου), όπου η μετάβαση στο πρώτο βήμα γίνεται, όταν η ορθογωνικότητα μεταξύ του παρόντος και του προηγούμενου διανύσματος κλίσης είναι μικρή, δηλαδή ισχύει:

$$\left|\nabla G(\vec{w})\big|^T_{\vec{w}=\vec{w}_k} \cdot \nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}\right| \geq \lim_{orthogonality} \cdot \left\|\nabla G(\vec{w})\big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}\right\|^2 \text{ με } k \geq 1 \tag{3.41}$$

όπου το όριο ορθογωνικότητας $\lim_{orthogonality}$ επιτρέπεται να κυμαίνεται στο διάστημα (0,1, 0,9) με συνήθη τιμή το 0,2.

Το βασικό μειονέκτημα του αλγορίθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης είναι ο υπολογιστικός φόρτος της ελαχιστοποίησης της συνάρτησης σφάλματος. Ο αλγόριθμος της *βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης*

(scaled conjugate gradient algorithm) [72] αποφεύγει αυτήν την αδυναμία στηριζόμενο στην προσέγγιση των Levenberg-Marquardt. Τα αντίστοιχα βήματά της είναι:

α. Αρχικοποιούνται η κατεύθυνση αναζήτησης $\vec{p}_0$ σύμφωνα με τη σχέση (3.36), το διάνυσμα των βαρών και των πολώσεων $\vec{w}_0$ και οι παράμετροι σ, $\lambda_{0,}$ $\overline{\lambda}_0$ και *flag* σύμφωνα με τα ακόλουθα:

$$0 < \sigma \le 10^{-4} \qquad 0 < \lambda_0 \le 10^{-6} \qquad \overline{\lambda}_0 = 0 \qquad flag = 1 \tag{3.42}$$

β. Αν η σημαία *flag* είναι 1, τότε υπολογίζονται:

$$\sigma_k = \sigma / \left\| \vec{p}_k \right\| \qquad \vec{s}_k = \left(\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k+\sigma_k \cdot \vec{p}_k} - \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \right) \Big/ \sigma_k \qquad \delta_k = \vec{p}_k^{\,T} \cdot \vec{s}_k \tag{3.43}$$

γ. Προσδιορίζεται η τιμή του παράγοντα δ_k:

$$\delta_k = \delta_k + \left(\lambda_k - \overline{\lambda}_k \right) \cdot \left\| \vec{p}_k \right\|^2 \tag{3.44}$$

δ. Αν $\delta_k \le 0$, τότε η μήτρα Hessian γίνεται θετική ορίζοντας τα εξής:

$$\overline{\lambda}_k = 2\left(\lambda_k - \delta_k / \left\| \vec{p}_k \right\|^2 \right) \qquad \delta_k = -\delta_k + \lambda_k \cdot \left\| \vec{p}_k \right\|^2 \qquad \lambda_k = \overline{\lambda}_k \tag{3.45}$$

ε. Υπολογίζεται το μέγεθος του βήματος:

$$\mu_k = -\vec{p}_k^{\,T} \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \qquad a_k = \mu_k / \delta_k \tag{3.46}$$

στ. Υπολογίζεται η παράμετρος σύγκρισης:

$$\Delta_k = 2 \cdot \delta_k \cdot \left(G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} - G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k+a_k \cdot \vec{p}_k} \right) \Big/ \mu_k^2 \tag{3.47}$$

ζ. Αν $\Delta_k \ge 0$, τότε πραγματοποιείται πετυχημένη μείωση του σφάλματος:

$$\Delta \vec{w}_k = a_k \cdot \vec{p}_k \qquad \vec{r}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \qquad \overline{\lambda}_k = 0 \qquad flag = 1 \tag{3.48}$$

Αν ο αύξων αριθμός επαναλήψεων είναι πολλαπλάσιος του πλήθους N_w των βαρών και των πολώσεων, τότε ο αλγόριθμος επανεκκινείται:

$$\vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \tag{3.49}$$

διαφορετικά:

$$\beta_{k+1} = \left(\left\| \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \right\|^2 - \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}}^{T} \cdot \nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \right) \Big/ \mu_k \qquad \vec{p}_{k+1} = -\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} + \beta_{k+1} \cdot \vec{p}_k \tag{3.50}$$

Αν $\Delta_k \ge 0{,}75$, τότε $\lambda_k = 0{,}25 \cdot \lambda_k$, διαφορετικά $\overline{\lambda}_k = \lambda_k$, $flag = 0$.

η. Επαναπροσδιορίζεται ο συντελεστής κλίμακας λ_k ως εξής:

$$\text{Αν } \Delta_k < 0{,}25 \text{, τότε } \lambda_k = \lambda_k + \delta_k \left(1 - \Delta_k\right) \Big/ \left\| \vec{p}_k \right\|^2 \tag{3.51}$$

θ. Αν $\nabla G(\vec{w})\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_{k+1}} \ne \vec{0}$, τότε $k = k+1$ και επιστρέφει στο βήμα β, αλλιώς έχει ολοκληρωθεί η διαδικασία με την εύρεση των τελικών βαρών $\vec{w}_{k+1}$.

Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθοδολογίας είναι η πολυπλοκότητά της, η οποία φτάνει στο $O\left(6N_w^2\right)$ έναντι του $O\left(3N_w^2\right)$ της βασικής μεθόδου οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος. Όταν ο συντελεστής κλίμακας λ_k είναι μηδέν, ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης ταυτίζεται με τον αντίστοιχο βασικό. Το κύριο πλεονέκτημά της είναι το σφάλμα μειώνεται μονότονα, καθώς αύξησή του δεν επιτρέπεται. Στην περίπτωση που το σφάλμα μένει αμετάβλητο μεταξύ δύο επαναλήψεων, η μήτρα Hessian δεν ορίζεται θετικά και το λ_k αυξάνεται.

Μία δεύτερη βασική κατηγορία εκπαίδευσης εμπρόσθιων πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στη *μέθοδο Newton*. Το βασικό βήμα αυτής στηρίζεται στην αντιστροφή της μήτρας Hessian $\nabla^2 G\left(\vec{w}\right)$ (της συνάρτησης σφάλματος ως προς τα βάρη και τις πολώσεις) για τον προσδιορισμό των αντίστοιχων μεταβολών:

$$\Delta\vec{w}_k = -\nabla^2 G\left(\vec{w}\right)\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k}^{-1} \cdot \nabla G\left(\vec{w}\right)\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} \tag{3.52}$$

Η μέθοδος αυτή είναι συνήθως είναι πιο γρήγορη από τους προαναφερθέντες αλγορίθμους, αλλά ο υπολογισμός και η αντιστροφή του πίνακα Hessian είναι αρκετά περίπλοκος και υπολογιστικά ακριβός, αφού προσδιορίζεται από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$\text{Hessian μήτρα:} \qquad \nabla^2 G\left(\vec{w}\right) = J\left(\vec{w}\right)^T \cdot J\left(\vec{w}\right) + \sum_{j\in C} e_j\left(\vec{w}\right) \cdot \nabla^2 e_j\left(\vec{w}\right) \tag{3.53}$$

$$\text{Ιακωβιανή μήτρα:} \qquad J\left(\vec{w}\right) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial e_1}{\partial w_1} & \dfrac{\partial e_1}{\partial w_2} & \cdots & \dfrac{\partial e_1}{\partial w_{N_w}} \\ \dfrac{\partial e_2}{\partial w_1} & \dfrac{\partial e_2}{\partial w_2} & \cdots & \dfrac{\partial e_2}{\partial w_{N_w}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \dfrac{\partial e_{p_C}}{\partial w_1} & \dfrac{\partial e_{p_C}}{\partial w_2} & \cdots & \dfrac{\partial e_{p_C}}{\partial w_{N_w}} \end{bmatrix}_{p_C \times N_w} \tag{3.54}$$

Μία βασική παραλλαγή της μεθόδου Newton είναι η *quasi-Newton*, όπου ο δεύτερος όρος του δεξιού μέρους της (3.53) παραλείπεται, καθώς τα αντίστοιχα στοιχεία λαμβάνουν μικρές τιμές και δεν είναι σημαντικές. Εναλλακτικά κατά τη μέθοδο *της τέμνουσας ενός βήματος* (one step secant algorithm) δεν αποθηκεύονται ολόκληρος ο πίνακας Hessian, παρά μόνο τα διαγώνια στοιχεία, με συνέπεια να μην χρειάζεται αντιστροφή του πίνακα. Χρειάζεται μεγαλύτερο αριθμό επαναλήψεων, αλλά το υπολογιστικό κόστος ανά επανάληψη περιορίζεται σημαντικά.

Μία βασική παραλλαγή αυτής της μεθοδολογίας είναι η μέθοδος *Levenberg-Marquardt* [73-74], όπου ο κανόνας μεταβολής των βαρών δίνεται από τη σχέση:

$$\Delta\vec{w}_k = -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot diag\left[J^T \cdot J\right]\right)^{-1} \cdot \nabla G\left(\vec{w}\right)\Big|_{\vec{w}=\vec{w}_k} = -\left(J^T \cdot J + \lambda \cdot diag\left[J^T \cdot J\right]\right)^{-1} \cdot J^T \cdot \vec{e}\left(\vec{w}_k\right) \tag{3.55}$$

Ο συντελεστής λ μεταβάλλεται ανάλογα με τις αυξομειώσεις της συναρτήσης σφάλματος σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$\lambda\left(k+1\right) = \begin{cases} \lambda\left(k\right)\cdot\beta, & G_{av}\left(k\right) > G_{av}\left(k-1\right) \\ \lambda\left(k\right), & G_{av}\left(k\right) = G_{av}\left(k-1\right) \\ \lambda\left(k\right)/\beta, & G_{av}\left(k\right) < G_{av}\left(k-1\right) \end{cases} \tag{3.56}$$

όπου η παράμετρος β λαμβάνει σημαντικές τιμές, όπως 10. Η μέθοδος των Levenberg-Marquardt δεν είναι η βέλτιστη, αλλά δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα στα περισσότερα προβλήματα, ειδικά αν το σύνολο των παραμέτρων υπό προσδιορισμό περιορίζεται σε μερικές εκατοντάδες, λόγω της απαιτούμενης αντιστροφής πίνακα.

3.3.4. Δίλημμα Πόλωσης - Μεταβλητότητας

Στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα ταξινόμησης υπάρχει το πρακτικό πρόβλημα της επιλογής των κρυμμένων νευρώνων που πρέπει να χρησιμοποιηθούν [66]. Ο στόχος της εκπαίδευσης δεν είναι η ακριβής μάθηση ολόκληρου του συνόλου εκπαίδευσης, αλλά η επίδοση του μοντέλου στην ταξινόμηση νέων δεδομένων, δηλαδή η ικανότητα *γενίκευσης*. Αν χρησιμοποιηθεί ένας μεγάλος αριθμός κρυμμένων νευρώνων ενδέχεται να μάθει πλήρως όλα τα δεδομένα ενός συνόλου εκπαίδευσης. Ωστόσο ένα τέτοιο δίκτυο έχει γενικά κακές ικανότητες γενίκευσης, διότι στην ουσία «απομνημονεύει» τα δεδομένα εκπαίδευσης και δεν παρουσιάζει καλές επιδόσεις γενίκευσης σε νέα δεδομένα. Από την άλλη πλευρά ένα δίκτυο με πολύ λίγους κρυμμένους νευρώνες δεν έχει αρκετή ευελιξία, ώστε να μπορεί να ορίσει πολύπλοκες περιοχές απόφασης. Δηλαδή υπάρχει ένας βέλτιστος αριθμός παραμέτρων (βαρών και πολώσεων) ενός δικτύου για τον οποίο το εκπαιδευμένο μοντέλο χαρακτηρίζεται από τις καλύτερες επιδόσεις γενίκευσης.

Υπάρχει η ανάγκη τεχνικών εύρεσης της βέλτιστης πολυπλοκότητας ενός δικτύου για την οποία προκύπτει η καλύτερη ικανότητα γενίκευσης. Συγκεκριμένα ισχύει το *δίλημμα πόλωσης-μεταβλητότητας* (bias-variance dilemma) σύμφωνα με το οποίο το σφάλμα γενίκευσης ενός δικτύου περιγράφεται ως το άθροισμα δύο παραγόντων: της *πόλωσης* και της *μεταβλητότητας*. Ένα μοντέλο που είναι απλό έχει μεγάλη πόλωση, ενώ ένα μοντέλο με πολλές παραμέτρους έχει μεγάλη μεταβλητότητα. Η καλύτερη γενίκευση προκύπτει όταν υπάρξει ο βέλτιστος συνδυασμός τιμών των δύο παραπάνω ποσοτήτων. Ουσιαστικά το *δίλημμα πόλωσης-μεταβλητότητας* σημαίνει ότι, όταν η πόλωση ενός δικτύου ελαττώνεται, δηλαδή η δυνατότητα απομνημόνευσης ολόκληρου του συνόλου εκπαίδευσης, χρησιμοποιείται ένα πολύ ευέλικτο μοντέλο με μεγάλο αριθμό κρυμμένων νευρώνων, με συνέπεια να αυξάνεται η μεταβλητότητα μειώνοντας την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου σε άγνωστα δεδομένα.

Για να επιτευχθεί η βέλτιστη ισορροπία μεταξύ πόλωσης και μεταβλητότητας υπάρχουν δύο δυνατές προσεγγίσεις. Η πρώτη είναι η *δομική προσέγγιση* (structural) κατά την οποία ξεκινούν από ένα μικρό δίκτυο (λίγες νευρώνες) το οποίο βαθμιαία μεγαλώνει αυξάνοντας τον αριθμό των κρυμμένων νευρώνων M μέχρι να επιτευχθούν βέλτιστες επιδόσεις γενίκευσης. Συγκεκριμένα παρατηρείται ότι υπάρχει κάποια τιμή του M πέρα από την οποία το σφάλμα γενίκευσης αρχίζει να αυξάνεται. Το φαινόμενο αυτό ονομάζεται *υπερεκπαίδευση* (overtraining) του δικτύου και σημαίνει ότι το δίκτυο έχει πολύ μεγάλο αριθμό παραμέτρων και έχει στην ουσία απομνημονεύσει τα δεδομένα μειώνοντας έτσι την ικανότητα γενίκευσης. Από τη στιγμή που παρατηρείται ελάττωση της ικανότητας γενίκευσης σταματά η αύξηση του αριθμού των νευρώνων και έχει βρεθεί το βέλτιστο μοντέλο. Η παραπάνω διαδικασία μπορεί να εφαρμοστεί και με αντίστροφη φορά: εκπαιδεύεται αρχικά ένα μοντέλο με μεγάλο αριθμό νευρώνων. Το μοντέλο αυτό λόγω της μεγάλης μεταβλητότητας έχει μικρή πόλωση και μικρή ικανότητα γενίκευσης. Σταδιακά μειώνεται ο αριθμός των κρυμμένων μονάδων, οπότε μειώνεται το σφάλμα γενίκευσης, μέχρι να φτάσουν σε κάποιο μέγεθος δικτύου πέρα από το οποίο το σφάλμα γενίκευσης αρχίζει να αυξάνει, όποτε σταματά η αντίστοιχη διαδικασία.

Η άλλη προσέγγιση για την εύρεση του δικτύου με τον βέλτιστο αριθμό παραμέτρων βασίζεται στην έννοια της *κανονικοποίησης* (regularization). Ο πιο απλός τρόπος για να επιτευχθεί κανονικοποίηση βασίζεται στην προσθήκη ενός *όρου τιμωρίας* (penalty term) στη συνάρτηση μέσου τετραγωνικού σφάλματος που ελαχιστοποιείται κατά την εκπαίδευση του δικτύου. Ο όρος κανονικοποίησης στην πραγματικότητα εμποδίζει τις παραμέτρους να λάβουν υψηλές τιμές κατά την εκπαίδευση και στην ουσία οδηγεί τις τιμές των βαρών μικρής σημασίας να μηδενιστούν, δηλαδή να αφαιρεθούν από το δίκτυο. Με αυτόν τον τρόπο στο τέλος της εκπαίδευσης προκύπτουν δίκτυα με λιγότερες παραμέτρους από ότι στην αρχή της εκπαίδευσης και με καλύτερες δυνατότητες γενίκευσης. Αν p_i είναι οι παράμετροι του δικτύου, δηλαδή τα βάρη και οι πολώσεις του πολυεπιπέδου νευρωνικού δικτύου, ένας όρος κανονικοποίησης που χρησιμοποιείται συχνά είναι το άθροισμα των τετραγώνων των τιμών των παραμέτρων, οπότε η νέα συνάρτηση που ελαχιστοποιείται κατά την εκπαίδευση είναι:

$$G_f = G + \lambda \cdot \sum_i p_i^2 \tag{3.57}$$

όπου η παράμετρος λ καθορίζει το σχετικό βάρος των δύο στόχων της εκπαίδευσης: της ελαχιστοποίησης της συνάρτησης σφάλματος G και της επίτευξης μικρών τιμών των παραμέτρων του μοντέλου. Η μέθοδος αυτή στην περίπτωση εκπαίδευσης του πολυεπιπέδου ΤΝΔ ονομάζεται *φθορά των βαρών* (weight decay) και σε πολλές περιπτώσεις έχει οδηγήσει σε δίκτυα με πολύ καλές επιδόσεις γενίκευσης. Υπάρχει μεγάλη συσχέτιση μεταξύ του αριθμού των διαθέσιμων προτύπων εκπαίδευσης και του βέλτιστου μεγέθους του μοντέλου. Το μοντέλο είναι μικρό ή μεγάλο πάντα σε σχέση με τον αριθμό των προτύπων εκπαίδευσης που είναι διαθέσιμα.

Αν υπάρχουν λίγα πρότυπα, η χρήση ενός πολύπλοκου μοντέλου θα οδηγήσει σε υπερεκπαίδευση. Αντίθετα, αν ο αντίστοιχος αριθμός είναι μεγάλος, μπορούν συνήθως να χρησιμοποιηθούν μεγαλύτερα μοντέλα.

3.3.5. Κριτήρια Αξιολόγησης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Από τη στιγμή που η αξιολόγηση ενός ΤΝΔ γίνεται με βάση την επίδοση του στην επεξεργασία άγνωστων δεδομένων, η στρατηγική που χρησιμοποιείται για την *εκτίμηση του σφάλματος* κάποιας μεθόδου γίνεται διαιρώντας το σύνολο των διαθέσιμων προτύπων σε δύο τμήματα: στο *σύνολο εκπαίδευσης* (training set) που χρησιμοποιείται για την κατασκευή του ΤΝΔ και στο *σύνολο ελέγχου* (test set) που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του σφάλματος γενίκευσης. Ορισμένες φορές το ρόλο του συνόλου ελέγχου παίζει το αντίστοιχο της επικύρωσης. Οι τεχνικές εκτίμησης σφάλματος διαφέρουν μεταξύ τους κυρίως στον τρόπο που γίνεται η διάσπαση των δεδομένων στα δύο σύνολα. Οι τεχνικές αυτές δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση ενός *συγκεκριμένου* ΤΝΔ, διότι βασίζονται στην κατασκευή πολλών παραλλαγών ΤΝΔ για την εκτίμηση σφάλματος. Οι λόγοι για τους οποίους χρησιμοποιούνται είναι για τη σύγκριση διαφορετικών τεχνικών, για τη μελέτη της επίδρασης των διαφόρων χαρακτηριστικών εισόδου στο σφάλμα (π.χ. σε ένα πρόβλημα με τέσσερα χαρακτηριστικά, πώς μεταβάλλεται το σφάλμα, αν χρησιμοποιηθούν λιγότερα χαρακτηριστικά) και για τη μελέτη της επίδρασης του αριθμού των παραμέτρων στο σφάλμα γενίκευσης, όταν χρησιμοποιείται συγκεκριμένο μοντέλο (π.χ. επίδραση του αριθμού των κρυμμένων νευρώνων ενός δικτύου). Οι κυριότερες τεχνικές εκτίμησης σφάλματος είναι οι εξής:

- *Τεχνική μέσης τιμής σφαλμάτων συνόλου ελέγχου* (Holdout)**:** Καθορίζεται το ποσοστό των προτύπων εκπαίδευσης και ελέγχου. Δημιουργείται τυχαία το σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου με βάση τα παραπάνω ποσοστά και κατασκευάζεται το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης και υπολογίζεται το σφάλμα με βάση το σύνολο ελέγχου. Επαναλαμβάνεται αρκετές φορές η διαδικασία αυτή (δημιουργίας συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου, εκπαίδευσης του ΤΝΔ και υπολογισμού του σφάλματος συνόλου ελέγχου) και η τελική εκτίμηση σφάλματος προκύπτει ως ο μέσος όρος των επιμέρους σφαλμάτων που υπολογίστηκαν.
- *Τεχνική εγκατάλειψης ενός προτύπου έξω* (Leave-one-out): Στην περίπτωση ταξινόμησης για κάθε διαθέσιμο πρότυπο κατασκευάζεται έναν ταξινομητής. Η κατασκευή γίνεται θεωρώντας ως σύνολο εκπαίδευσης ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκτός από το συγκεκριμένο πρότυπο. Στη συνέχεια ελέγχεται αν ο ταξινομητής που προκύπτει ταξινομεί σωστά το πρότυπο που αγνοήθηκε κατά την εκπαίδευση. Το σενάριο αυτό επαναλαμβάνεται για όλα τα πρότυπα και μετράται το ποσοστό των προτύπων που ταξινομήθηκαν λάθος.
- *Τεχνική περιστροφής* (Rotation): Διαιρείται το σύνολο προτύπων σε V υποσύνολα. Για καθένα υποσύνολο i $\{i = 1,... ,V\}$ κατασκευάζεται ένα δίκτυο θεωρώντας ως σύνολο εκπαίδευσης τα πρότυπα των υπολοίπων $V-1$ υποσυνόλων και υπολογίζεται το ποσοστό των σφαλμάτων χρησιμοποιώντας ως σύνολο ελέγχου τα πρότυπα του υποσυνόλου i. Επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία V φορές (μια για κάθε υποσύνολο i) υπολογίζεται το τελικό σφάλμα εκτίμησης ως το μέσο όρο των επιμέρους σφαλμάτων.
- *Τεχνική εγκατάλειψης ενός προτύπου έξω* (Bootstrap): Έστω ότι το σύνολο δεδομένων αποτελείται από N πρότυπα. Τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου κατασκευάζονται ως εξής: επιλέγονται με τυχαίο τρόπο N ακέραιοι αριθμοί μεταξύ 1 και N. Μερικοί από αυτούς επιλέγονται περισσότερες από μια φορές, ενώ άλλοι δεν επιλέγονται καθόλου. Τα πρότυπα που αντιστοιχούν στους αριθμούς που δεν επιλέχτηκαν αποτελούν το σύνολο ελέγχου και τα υπόλοιπα το σύνολο εκπαίδευσης. Στη συνέχεια κατασκευάζεται το αντίστοιχο ΤΝΔ και υπολογίζεται το αντίστοιχο σφάλμα. Επαναλαμβάνεται η παραπάνω διαδικασία αρκετές φορές και προσδιορίζεται το τελικό σφάλμα ως το μέσο όρο των επιμέρους σφαλμάτων.

Στην περίπτωση του προβλήματος της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου σχηματίζονται το σύνολο εκπαίδευσης (μέσω του οποίου γίνεται η μάθηση του ΤΝΔ), το σύνολο αξιολόγησης-επικύρωσης (με το οποίο γίνεται η βελτιστοποίηση των παραμέτρων του εκάστοτε αλγορίθμου εκπαίδευσης ΤΝΔ και η επιλογή του προτεινόμενου ΤΝΔ) και του συνόλου ελέγχου (μέσω του οποίου προσδιορίζεται η τελική επιτυχία της πρόβλεψης). Τα δύο πρώτα σύνολα απαρτίζονται από τα ιστορικά δεδομένα, ενώ το τρίτο από τη χρονική περίοδο υπό πρόβλεψη.

3.3.6. Διαστήματα Εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Ο υπολογισμός των διαστημάτων εμπιστοσύνης στα νευρωνικά δίκτυα δεν γίνεται άμεσα. Άλλωστε αποτελεί ένα βασικό μειονέκτημα των ΤΝΔ έναντι των κλασικών μεθόδων. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μεθοδολογίες [51]:

α. *Εύρεση σφάλματος εξόδου*: Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει δύο εξόδους για κάθε μεταβλητή εξόδου, την ίδια τη μεταβλητή και την πρόβλεψη του αντίστοιχου σφάλματος. Τα απαιτούμενα στοιχεία για το σφάλμα εξόδου προσδιορίζονται σε κάθε εποχή εκπαίδευσης. Κάθε φορά που εμφανίζονται οι είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο υπολογίζονται τα σφάλματα εξόδου. Σε κάθε εποχή χρησιμοποιούνται διαφορετικά στοιχεία σφάλματος εξόδου ως είσοδοι. Με την πρόοδο της διαδικασίας εκπαίδευσης το σφάλμα εξόδου σταθεροποιείται. Στην πραγματικότητα το απόλυτο ποσοστό σφάλματος λαμβάνεται από το νευρώνα εξόδου σφάλματος. Είναι ευκολότερος ο προσδιορισμός του απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος αντί του σχετικού σφάλματος. Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης προστίθεται και αφαιρείται στο υπό μελέτη μέγεθος το σφάλμα εξόδου, ώστε να δημιουργηθεί ένα συμμετρικό διάστημα εμπιστοσύνης. Αν είναι επιθυμητή η δημιουργία μεγαλύτερου διαστήματος εμπιστοσύνης γίνεται ο πολλαπλασιασμός του αρχικού διαστήματος εμπιστοσύνης με ένα συντελεστή ε.

β. *Επαναδειγματοληψία*: Πραγματοποιείται η δειγματοληψία των λαθών εκτιμήσης για κάθε περίοδο πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, αν επιθυμείται η πρόβλεψη των επόμενων t_1 χρονικών σημείων χρησιμοποιώντας δεδομένα t_2 σημείων, προβλέπεται για την πρώτη χρονική στιγμή το υπό πρόβλεψη μέγεθος (συνήθως φορτίο) με τα ήδη γνωστά μεγέθη και προσδιορίζεται το αντίστοιχο σφάλμα. Για την επόμενη χρονική στιγμή χρησιμοποιείται η πρόβλεψη του πρώτου χρονικού σημείου και τα γνωστά δεδομένα των τελευταίων t_2-1 σημείων, γίνεται η αντίστοιχη πρόβλεψη, προσδιορίζεται το αντίστοιχο σφάλμα και η διαδικασία συνεχίζεται για το σύνολο των t_1 στιγμών. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλη την υπό μελέτη περίοδο κυλιόμενα συνολικά n φορές. Στη συνέχεια ταξινομούνται τα n σφάλματα στη σειρά (λαμβάνοντας υπόψη και το αντίστοιχο πρόσημο) και προσδιορίζεται η συνάρτηση αθροιστικής διανομής δείγματος:

$$S_n(z)=\begin{cases}0, & z<z_1\\ r/n, & z_r\le z<z_{r+1}\\ 1, & z_n\le z\end{cases} \tag{3.58}$$

Όταν το πλήθος n είναι πολύ μεγάλο, η συνάρτηση της (3.58) είναι μια καλή προσέγγιση της πραγματικής αθροιστικής πυκνότητας πιθανότητας. Το διάστημα εμπιστοσύνης προσδιορίζεται βρίσκοντας το μέσο z παραμερίζοντας τις ακραίες τιμές σύμφωνα με τον επιθυμητό συντελεστή εμπιστοσύνης. Τα διαστήματα προσδιορίζονται ώστε να είναι συμμετρικά ως προς την πιθανότητα, όχι απαραίτητα συμμετρικά και ως προς το z. Ο αριθμός των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε χρονική στιγμή από την κατανομή του σφάλματος πρόβλεψης είναι $n\cdot p$, όπου p είναι η πιθανότητα της ουράς. Από τη στιγμή που το $n\cdot p$ είναι κλασματικός αριθμός, τότε για λόγους ασφαλείας το πλήθος των περιπτώσεων που απορρίπτονται σε κάθε ουρά είναι $\lfloor n\cdot p \rfloor$. Αν η αθροιστική πυκνότητα πιθανότητας $F(Z_p)$ για την τιμή Z_p είναι ίση με την πιθανότητα p ενός σφάλματος να είναι μικρότερο ή ίσο του Z_p, τότε το Z_p είναι το κάτω άκρο του διαστήματος εμπιστοσύνης. Αντίστοιχα η τιμή Z_{1-p} είναι το άνω όριο και υπάρχει ένα διάστημα εμπιστοσύνης ίσο με $(1-2p)$ για τα μελλοντικά σφάλματα. Η τιμή $n\cdot S_n(Z_p)$ παριστάνει την εκτίμηση του πλήθους των στοιχείων του συνόλου σφαλμάτων, τα οποία είναι μικρότερα ή ίσα της τιμής Z_p. Εφόσον τα σφάλματα θεωρούνται ανεξάρτητα το ένα από το άλλο, τότε η παράμετρος m= $n\cdot S_n(Z_p)$ ακολουθεί τη διωνυμική κατανομή ανεξάρτητα της αθροιστικής πυκνότητας πιθανότητας:

$$B(m,n,p)=\frac{n!}{m!(n-m)!}p^m(1-p)^{n-m} \tag{3.59}$$

Η διωνυμική κατανομή $B(m,n,p)$ παριστάνει την πιθανότητα για την οποία ακριβώς m τυχαία επιλεγμένες περιπτώσεις από το σύνολο των n είναι ίσες ή μεγαλύτερες του Z_p. Η αντίστοιχη πιθανότητα μεγιστοποιείται για $m=np$.

γ. *Πολυγραμμική παλινδρόμηση προσαρμοσμένη σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*: Η μέθοδος αυτή εφαρμόζεται, μόνο αν η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα εξόδου είναι γραμμική. Σ' αυτήν την περίπτωση η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι ένα είδος πολυγραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης. Ως είσοδοι λαμβάνονται οι έξοδοι των κρυμμένων νευρώνων και ως συντελεστές παλινδρόμησης τα συνδετικά βάρη του νευρώνα εξόδου αντίστοιχα. Ο υπολογισμός του διαστήματος εμπιστοσύνης προσδιορίζεται μέσω της διασποράς του σφάλματος πρόβλεψης που δίνεται από τη σχέση:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{N} (t_i - o_i)^2 \Big/ (N - p_c) \tag{3.60}$$

όπου N τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης, p_c ο αριθμός των συντελεστών, t_i και o_i η επιθυμητή και η εκτιμούμενη τιμή του μεγέθους υπό μελέτη αντίστοιχα . Ο επιδιωκόμενος βαθμός εμπιστοσύνης της χρονικής στιγμής τ ακολουθεί την κατανομή *t-Student* με $(N\text{-}p_c)$ βαθμούς ελευθερίας και δίνεται από τη σχέση:

$$(t_\tau - o_\tau) \Big/ \left(\sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau}\right) \qquad \text{όπου} \qquad A = \sum_{i=1}^{N} \vec{x}_i \cdot \vec{x}_i^T \tag{3.61}$$

Το διάστημα εμπιστοσύνης της χρονικής στιγμής τ δίνεται από τη σχέση:

$$t_\tau - t_{N-p_C}(a/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \le o_\tau \le t_\tau + t_{N-p_C}(a/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \tag{3.62}$$

όπου το α είναι τέτοιο, ώστε η πιθανότητα της κατανομής *t-Student (1-α)* να είναι ο βαθμός εμπιστοσύνης [51]. Για να συγκριθούν οι τρεις προαναφερθείσες μέθοδοι ορίζεται και το αντίστοιχο σχετικό διάστημα εμπιστοσύνης *RCI(τ)* της χρονικής στιγμής τ σύμφωνα με τη σχέση:

$$RCI(\tau) = \frac{|t_\tau - o_\tau|}{|CL(\tau) - o_\tau|} \tag{3.63}$$

όπου *CL(τ)* είναι το ελάχιστο όριο, αν $(t_\tau\text{-}o_\tau)<0$, διαφορετικά, το μέγιστο όριο, αν $(t_\tau\text{-}o_\tau)>0$. Αν η τιμή του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης είναι κοντά στη μονάδα, τότε ο βαθμός εμπιστοσύνης είναι μεγάλος, αλλά και τα αντίστοιχα διαστήματα είναι μεγάλα.

Από τα αποτελέσματα του [51] προκύπτει ότι οι δύο πρώτες μέθοδοι έχουν αποτελέσματα κοντά στον πραγματικό βαθμό εμπιστοσύνης, ενώ η τρίτη μέθοδος όχι. Η τελευταία όμως έχει αρκετό μικρό διάστημα εμπιστοσύνης, ενώ η πρώτη έχει αντίστοιχα το μεγαλύτερο, που δεν ακολουθεί και τη μορφή του φορτίου. Επίσης η πρώτη μέθοδος έχει το επιπλέον μειονέκτημα ότι επιβαρύνει το ΤΝΔ με μία παραπάνω έξοδο. Τελικά οι Silva και Moulin [51] προτείνουν τη μεθοδολογία της δειγματοληψίας ως την καταλληλότερη για τον προσδιορισμό διαστήματος εμπιστοσύνης με υψηλό βαθμό πιθανότητας.

3.3.7. Συμπίεση Δεδομένων

Η εφαρμογή των ΤΝΔ στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου απαιτεί συνήθως τη χρήση μεγάλου αριθμού μεταβλητών εισόδου. Αυτό έχει ως συνέπεια η διαδικασία της εκπαίδευσης να είναι χρονοβόρα. Όμως τα χρονικά περιθώρια είναι μικρά λόγω του είδους του προβλήματος. Ένας τρόπος αντιμετώπισής του είναι η χρήση ξεχωριστού ΤΝΔ για κάθε χρονικό βήμα της υπό πρόβλεψη περιόδου [49] (π.χ. 24 ΤΝΔ, αν πρόκειται για ανά ώρα πρόβλεψη της επόμενης ημέρας). Εναλλακτικά τα δεδομένα εισόδου μπορούν να συμπιεστούν με μεθόδους, όπως είναι η *ανάλυση βασικών συνιστωσών* (principal components analysis-PCA) [52, 75], η οποία παρουσιάζεται ακολούθως.

Έστω N είναι το πλήθος διανυσμάτων εισόδου διάστασης p_{in}, για τα οποία ορίζεται ο πίνακας X μεγέθους $N \cdot p_{in}$. Τα στοιχεία κάθε στήλης-μεταβλητής $\vec{c}$ του X έχουν μετασχηματιστεί κατάλληλα, ώστε να έχουν μηδενική μέση τιμή για το πλήθος των N δειγμάτων. Έστω ότι $\vec{a}$ είναι το διάνυσμα-στήλη προβολής βαρών διάστασης $p_{in} \cdot 1$ τέτοιο, ώστε να δίνει τη μεγαλύτερη διασπορά, όταν τα δεδομένα του X προβάλλονται στο διάνυσμα $\vec{a}$ μέσω της σχέσης $X \cdot \vec{a}$. Η διασπορά του διανύσματος $\vec{a}$ ορίζεται ως:

$$\sigma_a^2 = (X \cdot \vec{a})^T \cdot (X \cdot \vec{a}) = \vec{a}^T \cdot X^T \cdot X \cdot \vec{a} = \vec{a}^T \cdot V \cdot \vec{a} \tag{3.64}$$

όπου $V = X^T \cdot X$ είναι ο πίνακας συνδιασποράς διαστάσεων $p_{in} \cdot p_{in}$.

Η διασπορά σ_a^2 αποτελεί συνάρτηση του $\vec{a}$ και του X, η οποία πρέπει να μεγιστοποιηθεί. Υπό την παρούσα μορφή όμως δεν είναι καλά ορισμένη, καθώς η αύξησή της μπορεί να είναι απεριόριστη με

κατάλληλη μεταβολή του $\vec{a}$. Για να μη συμβεί αυτό, το διάνυσμα κανονικοποιείται σύμφωνα με τη σχέση $\vec{a}^T \cdot \vec{a} = 1$, οπότε η ποσότητα βελτιστοποίησης δίνεται από τη σχέση:

$$f_{opt} = \vec{a}^T \cdot V \cdot \vec{a} - \lambda \cdot \left(\vec{a}^T \cdot \vec{a} - 1 \right) \tag{3.65}$$

όπου λ είναι ο πολλαπλασιαστικός παράγοντας Lagrange. Παραγωγίζοντας την (3.65) ως προς $\vec{a}$ και απαιτώντας το μηδενισμό της αντίστοιχης παραγώγου προκύπτει τελικά η σχέση των ιδιοτιμών:

$$\frac{\partial f_{opt}}{\partial \vec{a}} = 2 \cdot V \cdot \vec{a} - 2 \cdot \lambda \cdot \vec{a} = 0 \Rightarrow \left(V - \lambda \cdot I \right) \cdot \vec{a} = 0 \tag{3.66}$$

Αν οι ιδιοτιμές καταταχθούν με φθίνουσα σειρά, τότε το πρώτο στοιχείο της ανάλυσης βασικών συνιστωσών είναι το ιδιοδιάνυσμα $\vec{a}_1$ που αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ιδιοτιμή λ_1 του πίνακα συνδιασποράς V. Η δεύτερη συνιστώσα είναι το ιδιοδιάνυσμα $\vec{a}_2$ που αντιστοιχεί στη δεύτερη κατά σειρά μεγαλύτερη ιδιοτιμή λ_2 του V. Αυτό δύνανται να συνεχιστεί για το σύνολο των ιδιοδιανυσμάτων πλήθους p_{in}. Τα ιδιοδιανύσματα είναι ορθογώνια μεταξύ τους, καθώς ο πίνακας V είναι πραγματικός και συμμετρικός. Η ίδια διαδικασία μπορεί να πραγματοποιηθεί για μη μηδενικές μέσες τιμές των στηλών του πίνακα εισόδου X [76].

Μία βασική ιδιότητα της ανάλυσης βασικών συνιστωσών είναι ότι για τα δεδομένα που προβάλλονται με τα πρώτα k ιδιοδιανύσματα η αντίστοιχη διασπορά των δεδομένων μπορεί να εκφραστεί μέσω του αθροίσματος των ιδιοτιμών $\sum_{j=1}^{k} \lambda_j$. Ισοδύναμα το τετραγωνικό σφάλμα προσέγγισης των πραγματικών δεδομένων του πίνακα X εκφράζεται από το λόγο $\sum_{j=k+1}^{p_{in}} \lambda_j \Big/ \sum_{j=1}^{p_{in}} \lambda_j$ χρησιμοποιώντας μόνο τα πρώτα k ιδιοδιανύσματα. Αυξάνοντας τον αριθμό k των βασικών συνιστωσών, το αντίστοιχο μέσο τετραγωνικό σφάλμα μειώνεται, το οποίο δίνεται από την ακόλουθη σχέση [76]:

$$J_k = \sum_{m=1}^{N} \left\| \sum_{j=1}^{k} \lambda_j \cdot \vec{a}_j - \vec{x}_m \right\|^2 \tag{3.67}$$

όπου $\vec{x}$ τα διανύσματα-στήλη του X^T. Για πολυδιάστατα σύνολα δεδομένων, των οποίων τα στοιχεία είναι καλά συσχετισμένα, απαιτούνται συνήθως 5 με 10 βασικές συνιστώσες για να επιτευχθεί 90% ή και μεγαλύτερο ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων.

3.4. Εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στη Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου του Ελληνικού Διασυνδεδεμένου Συστήματος

3.4.1. Γενικά

Για την επίλυση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος έχει ήδη πραγματοποιηθεί σημαντική εργασία από τους Κιαρτζή, Μπακιρτζή κα. [9, 30-31] με τη χρήση πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τα οποία εκπαιδεύονται με τον αλγόριθμο οπισθοδρομικής διάδοσης σφάλματος. Στην παρούσα παράγραφο εξετάζονται και άλλες μορφές πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων, τόσο από πλευράς αλγορίθμων εκπαίδευσης, όσο και από πλευράς μορφοποίησης εισόδων των νευρωνικών δικτύων δίνοντας έμφαση στις ομαλές ημέρες. Για τον υπολογισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης χρησιμοποιείται η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας, ενώ διαμορφώνονται τρία σύνολα: το σύνολο εκπαίδευσης που αποτελείται από συγκεκριμένο ποσοστό (1-p) των διαθέσιμων διανυσμάτων προς εκπαίδευση, το σύνολο αξιολόγησης με το υπόλοιπο ποσοστό p αυτών των διανυσμάτων και το σύνολο ελέγχου με χρήση των διανυσμάτων υπό πρόβλεψη (στην παρούσα περίπτωση p=0.1). Ως δεδομένα μπορούν να δοθούν τα ωριαία φορτία των ετών 1985-1999 μαζί με τις αντίστοιχες τρίωρες θερμοκρασίες των μετεωρολογικών σταθμών Αθήνας και Θεσσαλονίκης, ενώ τα αντίστοιχα ζητούμενα φορτία αφορούν το 2000.

3.4.2. Βασική Μορφή ΤΝΔ Πρόβλεψης 24ώρης Καμπύλης Φορτίου

3.4.2.1. Είσοδοι ΤΝΔ

Αρχικά διαμορφώνονται οι είσοδοι του ΤΝΔ με βάση τα τελικά συμπεράσματα του [9], οι οποίες είναι: τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτετραώρων, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, οι αντίστοιχες διαφορές των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών και τα τετράγωνα των αποκλίσεων των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με επτά δυαδικές μεταβλητές (όπου η Δευτέρα αντιστοιχεί στο 1000000, η Τρίτη στο 0100000 κτλ.) και η εποχικότητα της n-ιοστής ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω των περιοδικών συναρτήσεων $(\cos(2\pi n/T), \sin(2\pi n/T))$ με T το πλήθος των ημερών του έτους. Οι έξοδοι είναι τα 24 ωριαία φορτία της υπό πρόβλεψης μέρας. Διευκρινίζεται ότι το τετράγωνο της απόκλισης της θερμοκρασίας T από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης (T_c =18°C, T_h =25°C) δίνεται από τη σχέση:

$$T_\sigma^2 = \begin{cases} (T_c - T)^2, & T < T_c \\ 0, & T_c \le T \le T_h \\ (T - T_h)^2, & T > T_h \end{cases} \tag{3.68}$$

Ακολουθεί η ανάλυση της συμπεριφοράς διαφορετικών τρόπων εκπαίδευσης για το συγκεκριμένο δίκτυο θέτοντας ως σύνολο εκπαίδευσης τις κανονικές ημέρες (όχι αργίες και εθνικές επετείους) των ετών 1997-'99.

3.4.2.2. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

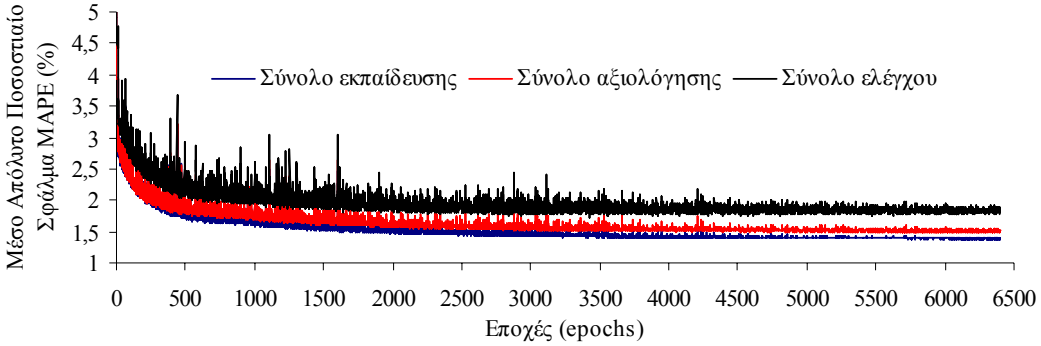
Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη (3.26) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$\eta(ep) = \eta_0 \cdot \exp(-ep / T_\eta) \tag{3.69}$$

$$a(ep) = a_0 \cdot \exp(-ep / T_a) \tag{3.70}$$

όπου η_0, T_η είναι η αρχική τιμή και η χρονική παράμετρος του ρυθμού μάθησης, a_0, T_a, τα αντίστοιχα μεγέθη του όρου ορμής. Μαζί με το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου στρώματος, το είδος και τη μορφή των συναρτήσεων ενεργοποίησης αποτελούν τις αναγκαίες παραμέτρους που πρέπει να ρυθμιστούν.

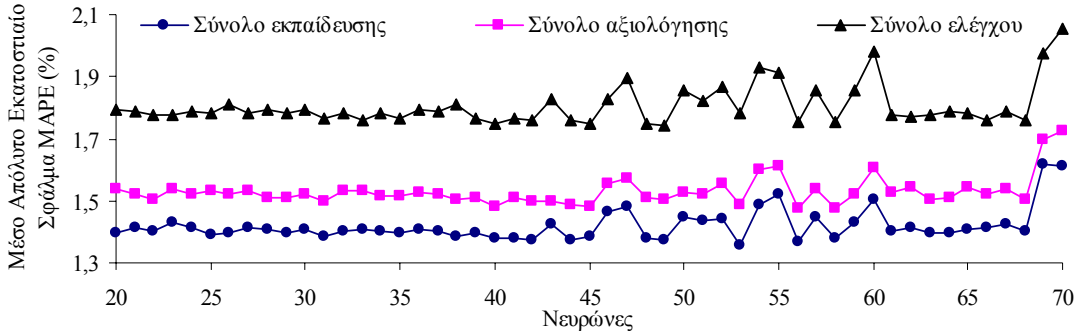
Στο σχήμα 3.3 παρουσιάζεται η εξέλιξη του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος για τα τρία σύνολα ως προς το πλήθος των εποχών, όπου φαίνεται έντονα η διακύμανση των τιμών.



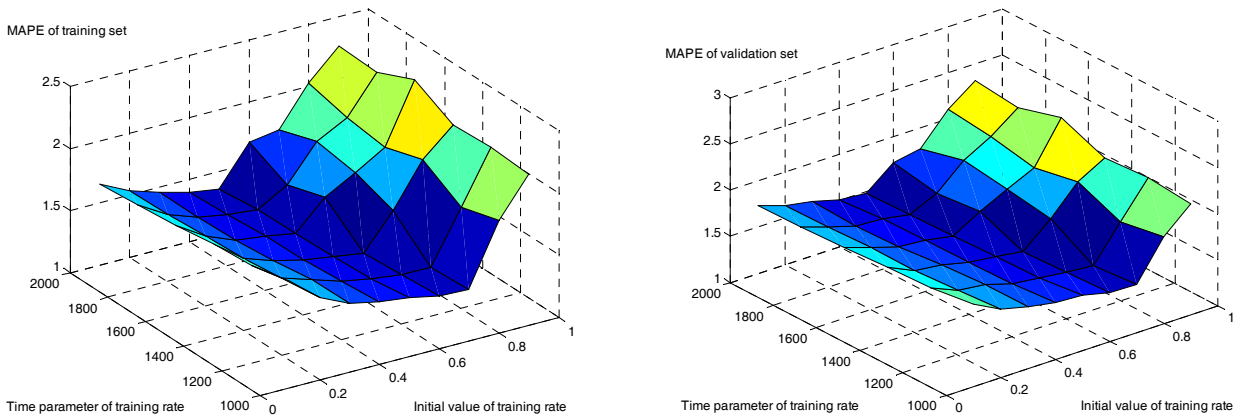
Σχήμα 3.3: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου σε συνάρτηση με τις εποχές για πλήθος νευρώνων 48, για a_0=0,5, T_a=2000, η_0=0,4 T_η=1800, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 20 ως 70, τότε παρατηρείται από το σχήμα 3.4 ότι το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) λαμβάνει μικρότερες τιμές για το σύνολο εκπαίδευσης σε σχέση με του συνόλου αξιολόγησης, ενώ οι μεγαλύτερες παρουσιάζονται για το σύνολο ελέγχου. Από το πλήθος των νευρώνων παρατηρείται ότι η βέλτιστη τιμή του MAPE για το σύνολο αξιολόγησης είναι ίση με 1,48% για 45 νευρώνες. Για πλήθος μεγαλύτερο από 45 παρουσιάζεται μία μεγάλη διακύμανση της απόδοσης του δικτύου, η οποία οδηγεί σε συστηματική αύξηση του MAPE για 50 νευρώνες και άνω.

Μελετώντας το ΤΝΔ ως προς τον ρυθμό μάθησης και κρατώντας τις υπόλοιπες παραμέτρους σταθερές προκύπτει ότι όσο αυξάνονται οι τιμές των η_0, T_η, τόσο βελτιώνεται η απόδοση του δικτύου για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) και των τριών συνόλων (σχήματα 3.5 και 3.6). Ωστόσο οι απαιτήσεις προς τις εποχές αυξάνονται σημαντικά. Ενδεικτικά η βέλτιστη τιμή του MAPE για το σύνολο αξιολόγησης (το οποίο αποτελεί και το βασικό κριτήριο επιλογής της καλύτερης μορφής ΤΝΔ) είναι ίσο με 1,48% για η_0=0,5, T_η=2000. Αν πραγματοποιηθεί η ίδια διαδικασία για τον όρο ορμής, τότε, όσο αυξάνονται οι τιμές των α_0, T_α, τόσο βελτιώνεται η απόδοση του δικτύου για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) και των τριών συνόλων (σχήμα 3.7). Ενδεικτικά η βέλτιστη τιμή του MAPE για το σύνολο αξιολόγησης είναι ίσο με 1,48% για α_0=0,4, T_α=1800. Παράλληλα ελέγχεται το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης συγκρίνοντας τρεις κατηγορίες (τη λογιστική, την υπερβολική εφαπτομένη και τη γραμμική), όπου διαπιστώνεται ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης και στα δύο επίπεδα, αν και εξίσου καλά αποτελέσματα δίνει εναλλακτικά και η γραμμική συνάρτηση στο επίπεδο εξόδου (πίνακας 3.2).

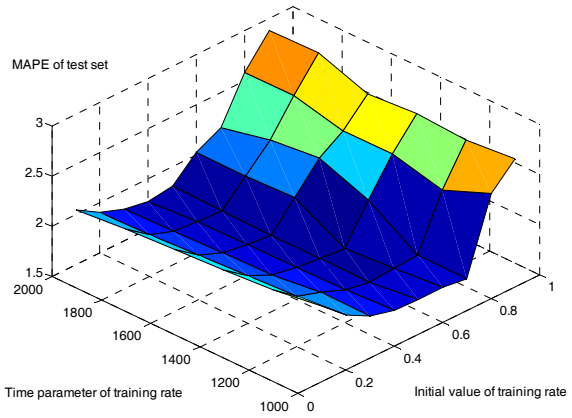


Σχήμα 3.4: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου σε συνάρτηση με τους νευρώνες για α_0=0,4, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=2000, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

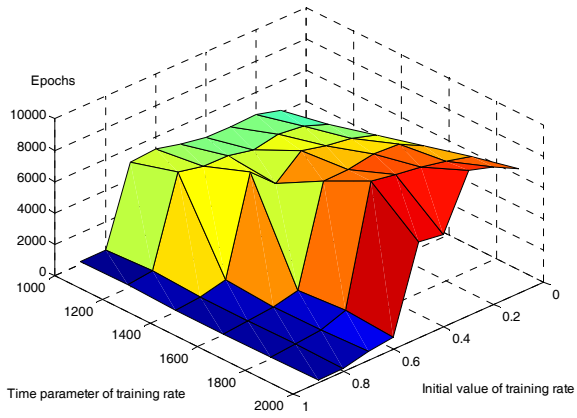


α. MAPE του συνόλου εκπαίδευσης β. MAPE του συνόλου αξιολόγησης

Σχήμα 3.5: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), σε συνάρτηση με η_0={0,1, 0,2,..., 0,9} T_η={1000, 1200,..., 2000} για νευρώνες 45, α_0=0,5, T_α=1800, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

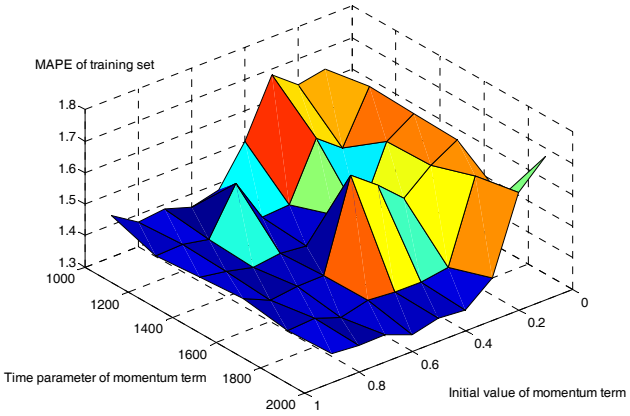


α. MAPE του συνόλου ελέγχου

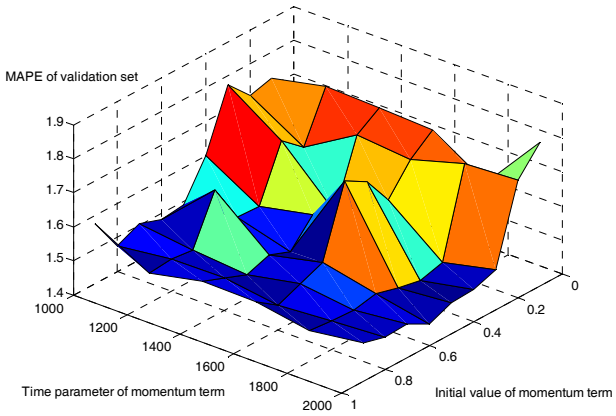


β. Εποχές

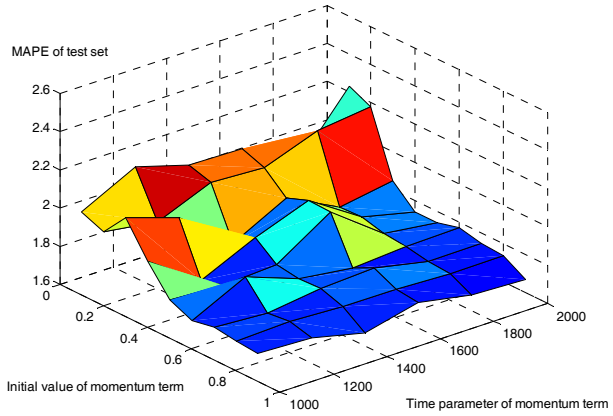
Σχήμα 3.6: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) του συνόλου ελέγχου (α) και των εποχών (β) σε συνάρτηση με η_0={0,1, 0,2,..., 0,9} T_η={1000, 1200,..., 2000} για νευρώνες 45, α_0=0,5, T_α=1800, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000



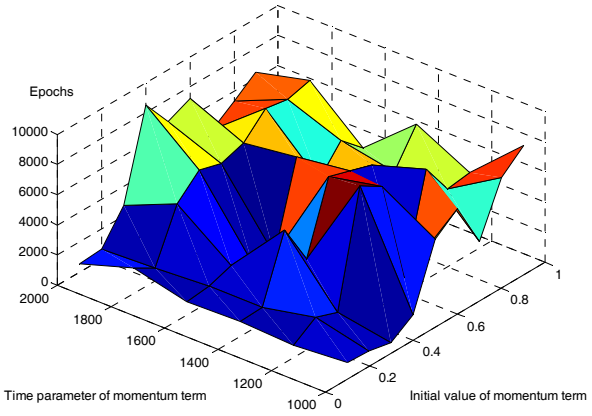
α. MAPE του συνόλου εκπαίδευσης



β. MAPE του συνόλου αξιολόγησης



γ. MAPE του συνόλου ελέγχου



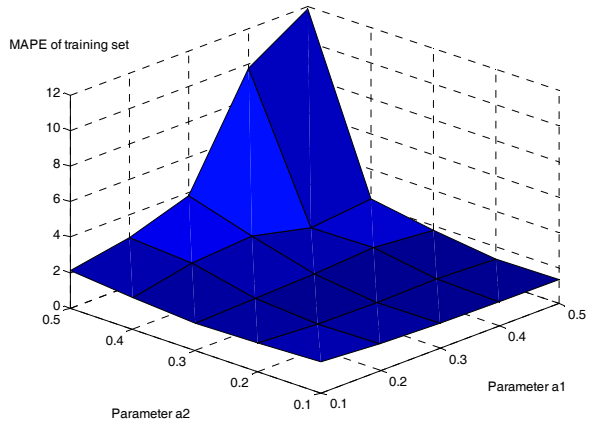
δ. Εποχές

Σχήμα 3.7: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) και των εποχών (δ) σε συνάρτηση με α_0={0,1, 0,2,..., 0,9} T_α={1000, 1200,..., 2000} για νευρώνες 45, η_0=0,5, T_η=2000, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

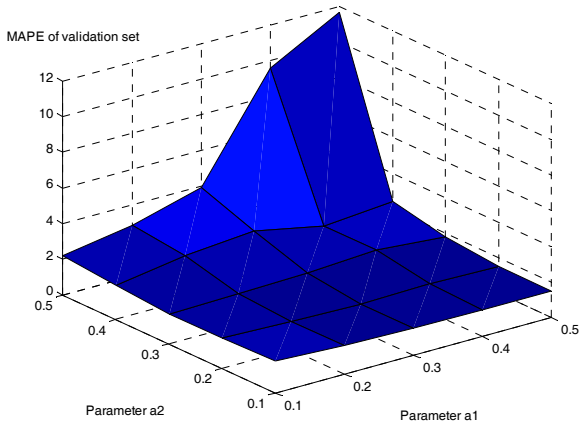
Πίνακας 3.2: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 48, η_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,4, T_η=1800, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	2,030	2,048	2,625	1,510	1,621	1,817	1,788	1,850	2,091
Υπερβολική εφαπτομένη	1,671	1,737	2,042	1,398	*1,498*	1,768	1,900	1,987	2,200
Γραμμική	1,603	1,691	1,903	1,390	1,522	1,747	1,936	2,023	2,194

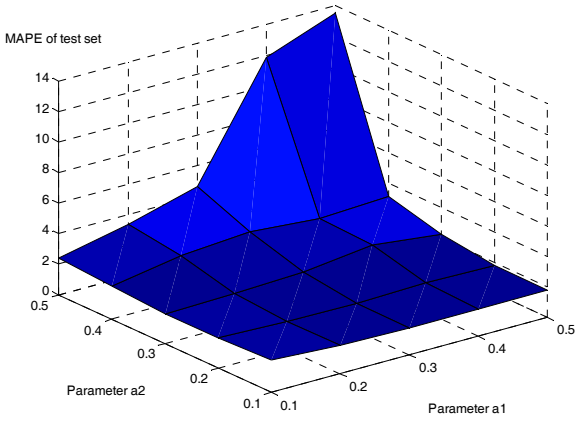
Από τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης προκύπτει ότι δίνονται ικανοποιητικές τιμές για α<0,40 και $\beta\approx0$, με τα καλύτερα αποτελέσματα να προσδιορίζονται για α=0,25 και β=0 για τα δύο επίπεδα. Ενδεικτικά παρουσιάζεται στο σχήμα 3.8 η συμπεριφορά των συναρτήσεων των δύο επιπέδων ως προς τις παραμέτρους α_1 και α_2 (θεωρώντας β_1= β_2=0).



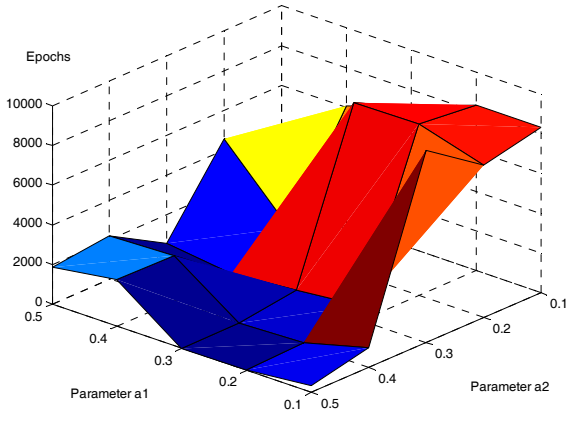
α. MAPE του συνόλου εκπαίδευσης



β. MAPE του συνόλου αξιολόγησης



γ. MAPE του συνόλου ελέγχου



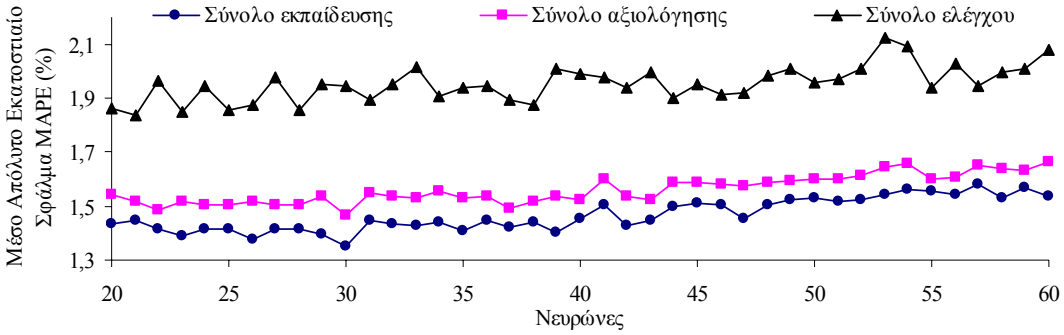
δ. Εποχές

Σχήμα 3.8: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) και των εποχών (δ) σε συνάρτηση με α_1={0,1, 0,2,..., 0,5} και α_2={0,1, 0,2,..., 0,5} των συναρτήσεων ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης με β_1, β_2=0, για νευρώνες 48, α_0=0,4, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=2000, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

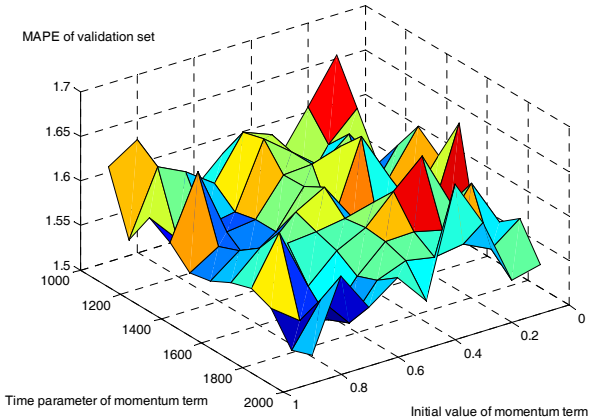
Από την προαναφερθείσα διαδικασία προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 1,48%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 45, με α_0=0,4, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=2000, συναρτήσεις ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης και στα δύο επίπεδα με α_1= α_2=0,25 και β_1= β_2=0, όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 10000.

3.4.2.3. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

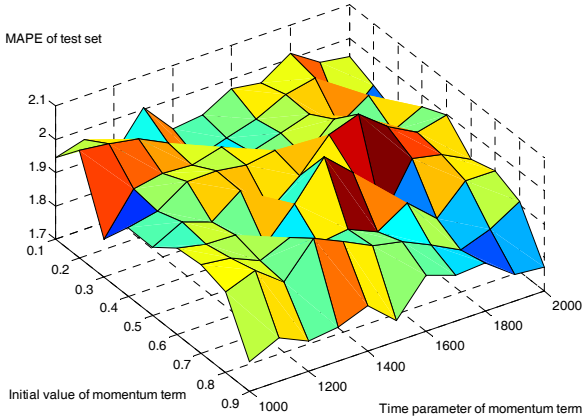
Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη σχέση (3.26) με τυχαία παρουσίαση διανυσμάτων, όπου ο ρυθμός μάθησης και όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα με τις σχέσεις (3.33), (3.34) για το σύνολο αξιολόγησης. Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 20 ως 60, τότε παρατηρείται από το σχήμα 3.9 ότι το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) λαμβάνει τη βέλτιστη τιμή (1,47%) για το σύνολο αξιολόγησης για 30 νευρώνες. Για μεγαλύτερο πλήθος νευρώνων το MAPE έχει μία εμφανή αυξητική τάση. Ακόμη παρατηρείται ότι η απόδοση του MAPE δεν συμβαδίζει για το σύνολο ελέγχου και τα σύνολα αξιολόγησης και εκπαίδευσης, σε αντίθεση με το προηγούμενο ΤΝΔ. Μελετώντας το ΤΝΔ ως προς τις παραμέτρους του όρου ορμής (κρατώντας τα υπόλοιπα στοιχεία σταθερά) προκύπτει ότι η συμπεριφορά του MAPE παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις και διαφοροποιήσεις μεταξύ του συνόλου ελέγχου και του συνόλου αξιολόγησης (ή εκπαίδευσης), όπως φαίνεται και στο σχήμα 3.10. Αντίθετα ως προς τις παραμέτρους του ρυθμού εκπαίδευσης παρατηρείται πιο σταθερή συμπεριφορά (σχήμα 3.11). Επίσης ελέγχεται το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης συγκρίνοντας τρεις κατηγορίες (τη λογιστική, την υπερβολική εφαπτομένη και τη γραμμική), όπου διαπιστώθηκε ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης στο κρυμμένο επίπεδο και της λογιστικής στο επίπεδο εξόδου, ενώ ικανοποιητική συμπεριφορά παρουσιάζεται και από το συνδυασμό υπερβολικών συναρτήσεων και στα δύο επίπεδα (πίνακας 3.3). Από τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο και λογιστικής για το επίπεδο εξόδου προκύπτει ότι δίνονται ικανοποιητικές τιμές για α<0,40 και $\beta\approx 0$, με τα καλύτερα αποτελέσματα να προσδιορίζονται για α_1=0,40, α_2=0,25 και $\beta_1=\beta_2=0$.



Σχήμα 3.9: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου σε συνάρτηση με τους νευρώνες για α_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,5, T_η=2000, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

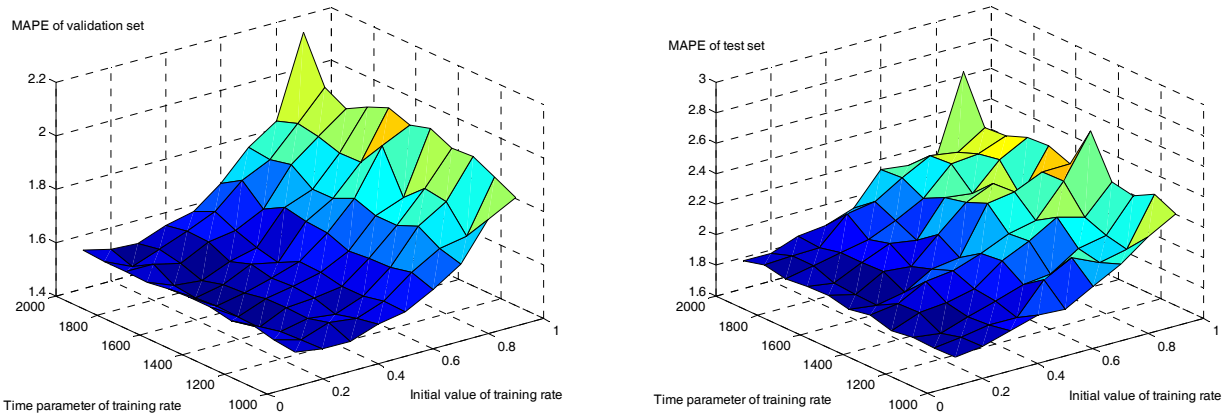


α. MAPE του συνόλου αξιολόγησης



β. MAPE του συνόλου ελέγχου

Σχήμα 3.10: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων αξιολόγησης (α), ελέγχου (β) σε συνάρτηση με α_0={0,1, 0,2,..., 0,9}, T_α={1000, 1100,..., 2000} για νευρώνες 48, η_0=0,5, T_η=2000, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000



α. MAPE συνόλου αξιολόγησης β. MAPE συνόλου ελέγχου

Σχήμα 3.11: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων αξιολόγησης (α), ελέγχου (β) σε συνάρτηση με η_0={0,1, 0,2,..., 0,9}, T_η={1000, 1100,..., 2000} για νευρώνες 48, α_0=0,5, T_α=2000, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

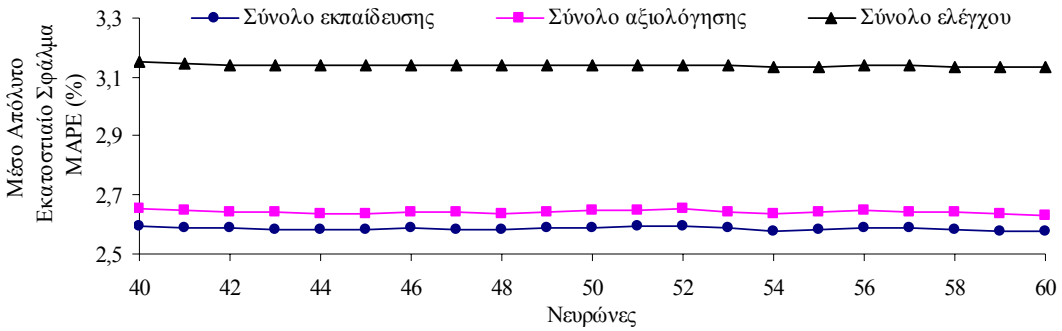
Πίνακας 3.3: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 48, α_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,5, T_η=2000, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	1,506	1,599	1,836	1,359	*1,464*	1,751	1,690	1,790	1,949
Υπερβολική εφαπτομένη	1,544	1,639	1,855	1,463	1,569	1,900	1,983	2,042	2,275
Γραμμική	1,765	1,853	2,251	1,632	1,743	1,984	2,078	2,136	2,365

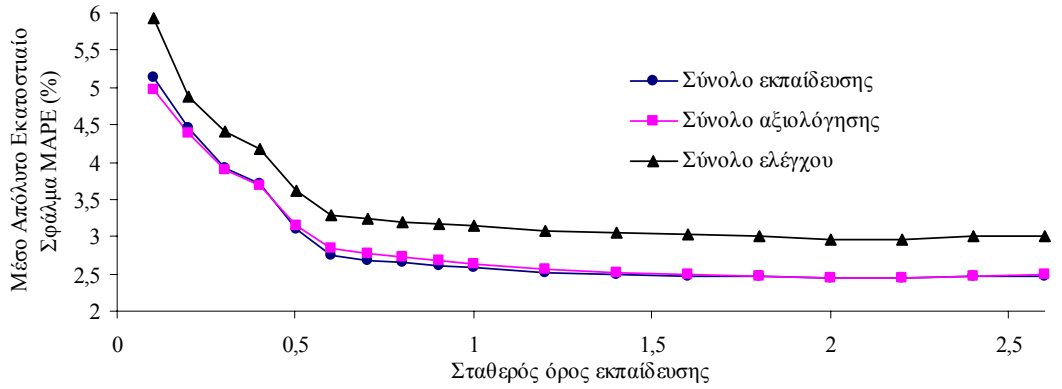
Από τη διαδικασία προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 1,475%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 30, με α_0=0,7, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=1300, τις προαναφερθείσες συναρτήσεις, όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 10000.

3.4.2.4. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή ή ανά πρότυπο με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης

Η εκπαίδευσή του ανά εποχή στηρίζεται στη σχέση (3.31) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή, όπου ο ρυθμός μάθησης λαμβάνει κατά τη διάρκεια όλων των εποχών σταθερή τιμή. Αποτελεί την πιο βασική μορφή του αλγόριθμου. Μαζί με το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου στρώματος, το είδος και τη μορφή των συναρτήσεων ενεργοποίησης αποτελούν τις αναγκαίες παραμέτρους που πρέπει να ρυθμιστούν. Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 40 ως 60, τότε παρατηρείται από το σχήμα 3.12 ότι δεν υπάρχει κάποια αξιόλογη μεταβολή του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE). Η βέλτιστη τιμή για το σύνολο αξιολόγησης λαμβάνεται για 48 νευρώνες. Από τη μεταβολή του ρυθμού μάθησης προκύπτει ότι με την αύξηση της τιμής του βελτιώνεται η απόδοσή του, μέχρι να φθάσει στο επίπεδο της τιμής 1,6 πέρα από την οποία πρακτικά σταθεροποιείται (σχήμα 3.13). Αν ελεγχθεί το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης συγκρίνοντας τρεις κατηγορίες (τη λογιστική, την υπερβολική εφαπτομένη και τη γραμμική), διαπιστώνεται ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης στο κρυμμένο επίπεδο και της γραμμικής στο επίπεδο εξόδου (πίνακας 3.4). Εξίσου καλά αποτελέσματα δίνεται εναλλακτικά από την εφαρμογή της γραμμικής συνάρτησης και στα δύο επίπεδα. Μετά τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 2,296%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 48, με η_0=2,0, με συναρτήσεις ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο και γραμμικής για το επίπεδο εξόδου με α_1=0,40, α_2=0,40 και $\beta_1=\beta_2$=0, όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 10000.



Σχήμα 3.12: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με σταθερό ρυθμό μάθησης συναρτήσει των νευρώνων για η_0=1,0, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

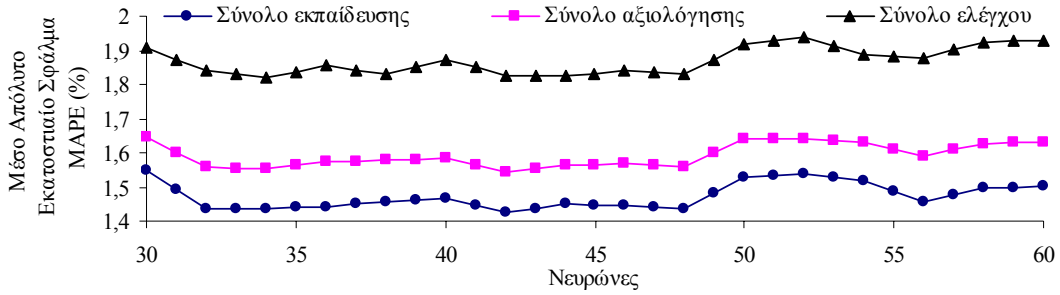


Σχήμα 3.13: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με σταθερό ρυθμό μάθησης σε συνάρτηση με το ρυθμό μάθησης η_0={0,1,0,2...,1,0,1,2,...2,6} για 48 νευρώνες, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

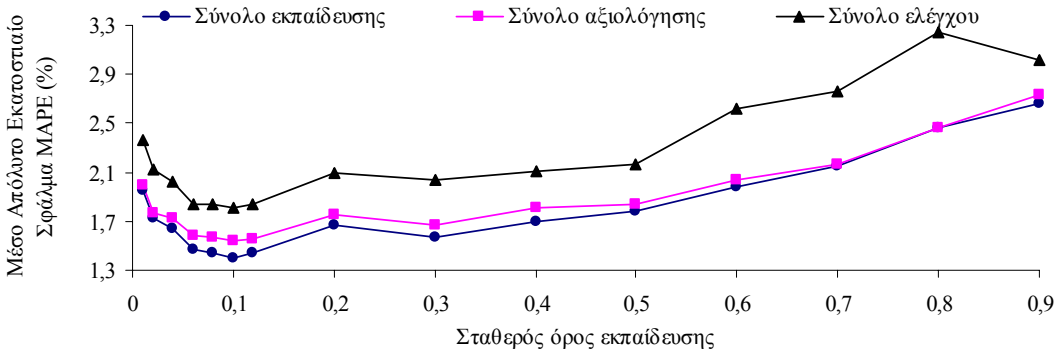
Πίνακας 3.4: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με σταθερό ρυθμό μάθησης σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 48, η_0=1,0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	7,769	7,662	9,747	4,075	3,938	4,472	4,163	4,008	4,555
Υπερβολική εφαπτομένη	5,546	5,360	6,804	2,549	2,594	3,111	2,558	2,610	3,101
Γραμμική	4,940	4,772	5,967	2,474	*2,493*	2,989	2,479	2,499	2,989

Στην περίπτωση της ανά πρότυπο εκπαίδευσης τα αποτελέσματα βελτιώνονται σημαντικά. Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 30 ως 60, τότε παρατηρείται ότι η βέλτιστη τιμή για το MAPE του συνόλου αξιολόγησης λαμβάνεται για 48 νευρώνες (σχήμα 3.14). Από τη μεταβολή του ρυθμού μάθησης προκύπτει ότι η βέλτιστη τιμή του MAPE δίνεται για ρυθμό μάθησης 0,10 (σχήμα 3.15). Ελέγχεται το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπου διαπιστώνεται ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης στο κρυμμένο επίπεδο και της γραμμικής στο επίπεδο εξόδου (πίνακας 3.5). Μετά τη μελέτη των α και β παραμέτρων των συναρτήσεων ενεργοποίησης προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 1,489%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 48, με η_0=0,1, με συναρτήσεις ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης και για τα δύο επίπεδα με α_1=0,50, α_2=0.25, $\beta_1=\beta_2$=0, όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 10000.



Σχήμα 3.14: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με σταθερό ρυθμό μάθησης συναρτήσει των νευρώνων για η_0=0,1, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000



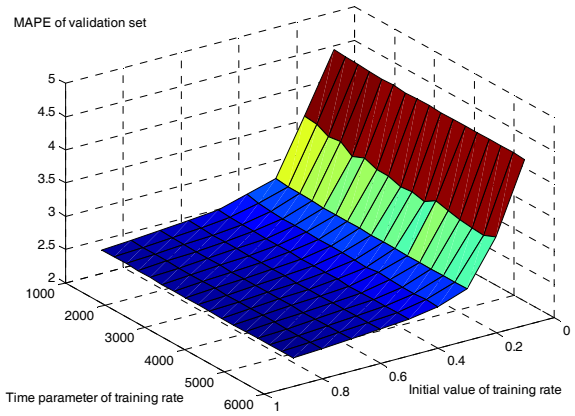
Σχήμα 3.15: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με σταθερό ρυθμό μάθησης συναρτήσει του ρυθμού μάθησης η_0={0,1,0,2...,0,9} για 48 νευρώνες, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

Πίνακας 3.5: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, με σταθερό ρυθμό μάθησης σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 48, η_0=0,1, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

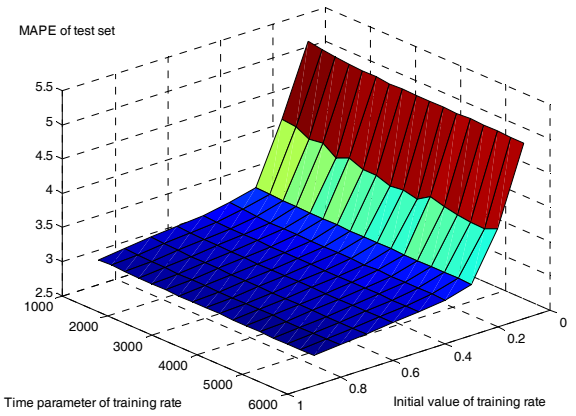
	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	2,037	2,049	2,623	1,539	1,632	1,820	1,778	1,848	2,092
Υπερβολική εφαπτομένη	1,693	1,746	2,057	1,503	*1,603*	1,884	1,786	1,895	2,082
Γραμμική	1,689	1,763	1,990	1,519	1,643	1,824	1,758	1,850	1,950

3.4.2.5. ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με χρήση προσαρμοστικών ή απλών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής

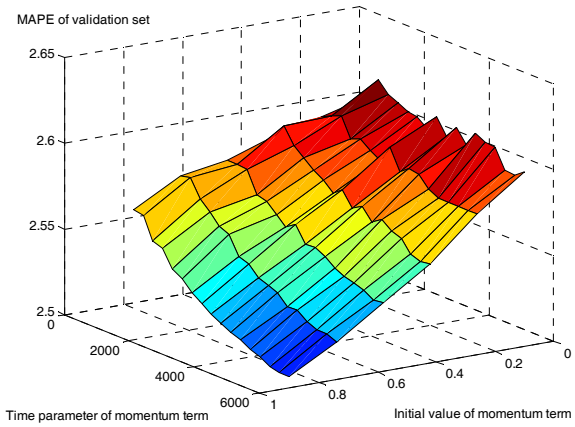
Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στη σχέση (3.32) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή, όπου ο ρυθμός μάθησης και όρος ορμής μεταβάλλονται σύμφωνα με τις σχέσεις (3.33), (3.34) για το σύνολο αξιολόγησης. Μελετώντας το ΤΝΔ ως προς τις παραμέτρους του ρυθμού εκπαίδευσης παρατηρείται μία μικρή βελτίωση των τιμών του MAPE για αύξηση των τιμών η_0 και T_η συγκλίνοντας προς 0,9 και 6000 αντίστοιχα (σχήμα 3.16). Για τις αντίστοιχες τιμές των παραμέτρων του όρου ορμής η βελτίωση του MAPE είναι ακόμη πιο σημαντική για αύξηση των τιμών α_0 και T_α συγκλίνοντας προς 0,9 και 6000 αντίστοιχα (σχήμα 3.16). Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 20 ως 60, τότε παρατηρείται από το αντίστοιχο σχήμα η σταθερότητα στην απόδοση του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (σχήμα 3.17). Για 22 νευρώνες λαμβάνει τη βέλτιστη τιμή (2,545%) για το σύνολο αξιολόγησης.



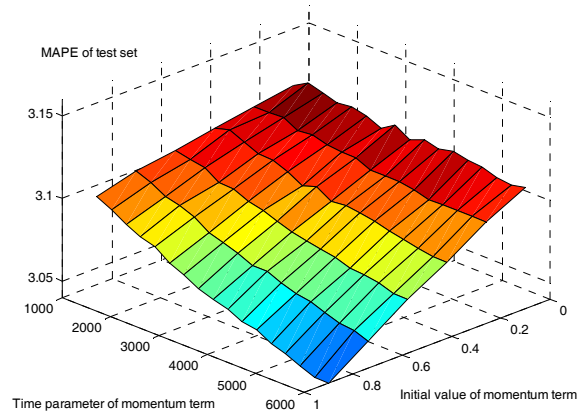
α. MAPE συνόλου αξιολόγησης -όροι εκπαίδευσης



β. MAPE συνόλου ελέγχου-όροι εκπαίδευσης

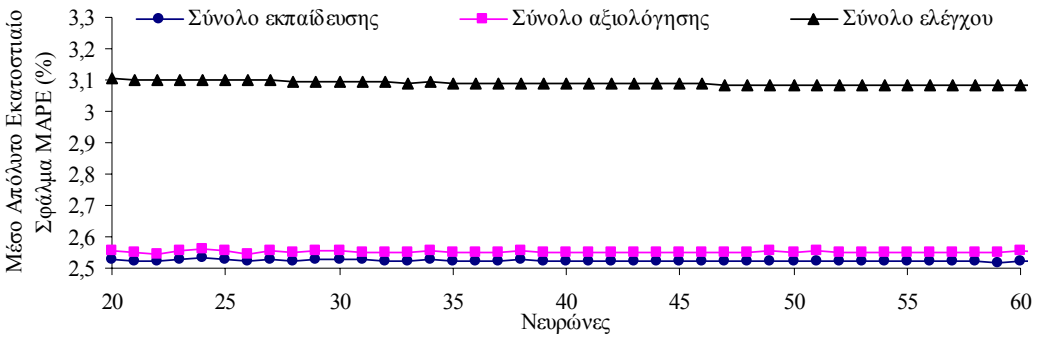


γ. MAPE του συνόλου αξιολόγησης-όροι ορμής



δ. MAPE του συνόλου ελέγχου-όροι ορμής

Σχήμα 3.16: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων αξιολόγησης (α), ελέγχου (β) σε συνάρτηση με η_0={0,1, 0,2,..., 0,9}, T_η={1200, 1500,..., 6000} με α_0=0,9, T_α=6000, των συνόλων αξιολόγησης (γ), ελέγχου (δ) σε συνάρτηση με α_0={0,1, 0,2,..., 0,9}, T_α={1200, 1500, ..., 6000} με η_0=0,9, T_η=9000, για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με προσαρμοστικούς κανόνες ρυθμού μάθησης και όρου ορμής, για νευρώνες 48, υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000



Σχήμα 3.17: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή, με προσαρμοστικούς κανόνες ρυθμού μάθησης και όρου ορμής σε συνάρτηση με τους νευρώνες για α_0=0,6, T_α=2000, η_0=0,9, T_η=6000, υπερβολικές εφαπτομενικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000

Συγκρίνονται τρία είδη συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστική, υπερβολική εφαπτομένη και γραμμική), όπου διαπιστώθηκε ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης στο κρυμμένο επίπεδο και της γραμμικής στο εξόδου, ενώ εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα δίνει εναλλακτικά

η εφαρμογή της γραμμικής και στα δύο επίπεδα (πίνακας 3.6). Από τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης προκύπτει τελικά ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 2.026%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 22, με α_0=0,9, T_α=6000, η_0=0,9, T_η=6000, συνάρτηση ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο με α_1=0,50, β_1= 0 και γραμμική για το επίπεδο εξόδου με α_2=0,25, β_2= 0, με όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 12000.

Πίνακας 3.6: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) σε συνάρτηση του είδους των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά εποχή και προσαρμοστικούς κανόνες, νευρώνες 48, η_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,4, T_η=1800, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 12000

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	7,476	7,378	9,356	3,993	3,851	4,403	4,038	3,884	4,452
Υπερβολική εφαπτομένη	5,311	5,131	6,491	2,523	2,550	3,087	2,525	2,559	3,075
Γραμμική	4,605	4,452	5,617	2,458	*2,465*	2,969	2,460	2,469	2,967

Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για την περίπτωση των απλών κανόνων μεταβολής του όρου ορμής και του ρυθμού μάθησης καταλήγει σε ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα για ένα ΤΝΔ παρόμοιας μορφής, καθώς το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 2,294%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 25, με α_0=0,9, T_α=6000, η_0=0,9, T_η=6000, συνάρτηση ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο με α_1=0,50, β_1= 0 και γραμμική για το επίπεδο εξόδου με α_2=0,25, β_2= 0, με όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 12000.

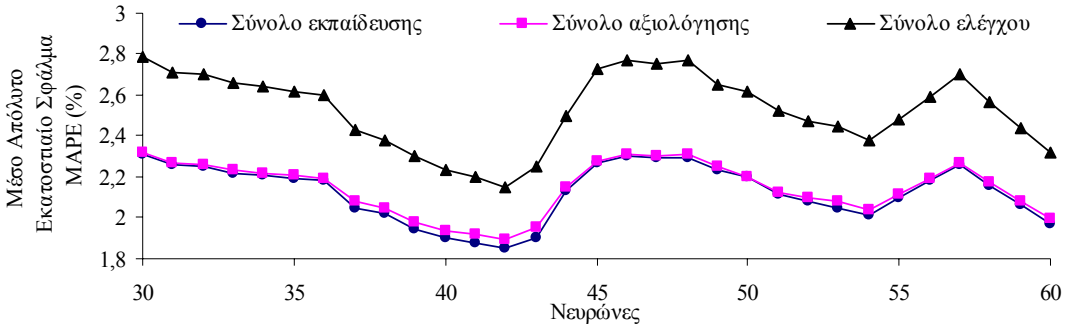
3.4.2.6. ΤΝΔ με χρήση του αλγόριθμου συζευγμένης μεταβολής κλίσης

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος διακρίνεται για τέσσερις υποπεριπτώσεις ανάλογα με τον τρόπο προσδιορισμού του συντελεστή β_{k+1} (κατά *Fletcher-Reeves* ή κατά *Polak-Ribiere*) και αν έχει ενεργοποιηθεί ή όχι η μέθοδος επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale*. Αρχικά η μελέτη γίνεται προσδιορίζοντας τον συντελεστή β_{k+1} κατά *Fletcher-Reeves*, χωρίς να έχει ενεργοποιηθεί η συμπληρωματική μέθοδος επανεκκίνησης. Η εκπαίδευσή στηρίζεται στις σχέσεις (3.36) ως (3.39) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος γίνεται με τη χρήση της μεθόδου της χρυσής τομής [68, σελ. 223], όπου οι βασικότερες παράμετροι προς ρύθμιση είναι το αρχικό βήμα της μεθόδου s, το πλήθος των επαναλήψεων κατά τη φάση της εύρεσης του βασικού διανύσματος T_{bv} και κατά τη φάση της τριχοτόμησης T_{trix}, το όριο σύγκλισης κατά τη φάση της τριχοτόμησης e_{trix}, τα οποία μετά από πληθώρα δοκιμαστικών δοκιμών λαμβάνουν τις τιμές 0,04, 20 και 50 και e αντίστοιχα. Αρχικά ελέγχεται το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης, όπου διαπιστώθηκε ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης στο κρυμμένο επίπεδο και της γραμμικής στο επίπεδο εξόδου (πίνακας 3.7).

Πίνακας 3.7: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 48, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 5000, για τον αλγόριθμο εκπαίδευσης ΤΝΔ κατά *Fletcher-Reeves*

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	3,834	3,855	4,386	2,488	2,436	3,022	2,430	2,395	2,931
Υπερβολική εφαπτομένη	2,707	2,827	3,374	2,315	2,331	2,838	2,253	2,265	2,717
Γραμμική	2,728	2,850	3,308	1,962	*1,993*	2,323	2,120	2,115	2,496

Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 30 ως 60, τότε παρατηρείται από το σχήμα 3.18 η σταθερότητα στην απόδοση του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE). Για 42 νευρώνες λαμβάνει τη βέλτιστη τιμή (1.847%) για το σύνολο αξιολόγησης. Μετά τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης προκύπτει ότι το καλύτερο αποτέλεσμα για το σύνολο αξιολόγησης (ίσο με 1,831%) δίνεται για πλήθος νευρώνων 42, με συναρτήσεις ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης για το κρυμμένο επίπεδο και γραμμικής για το επίπεδο εξόδου με α_1=0,40, α_2=0,20 και $\beta_1=\beta_2$=0, όριο σύγκλισης 10^{-5} και μέγιστο πλήθος εποχών 5000.

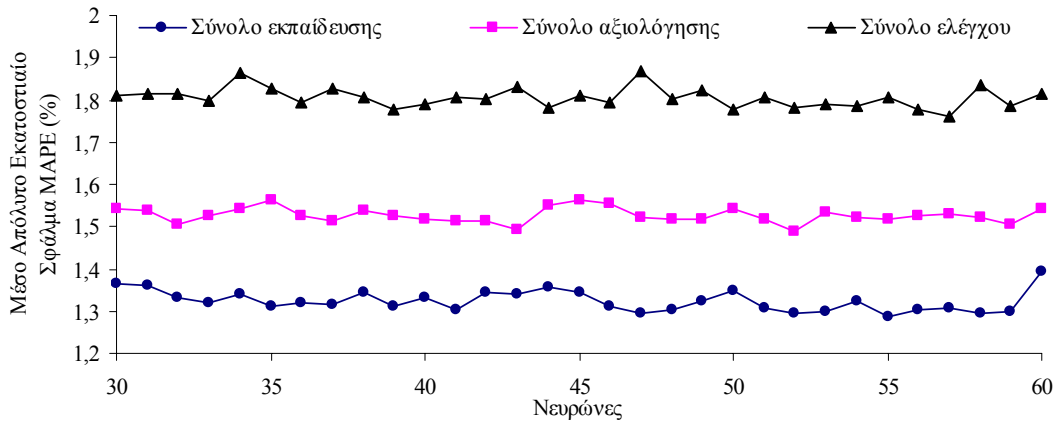


Σχήμα 3.18: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου σε συνάρτηση με τους νευρώνες υπερβολική εφαπτομένη για το κρυμμένο επίπεδο και γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης για το επίπεδο εξόδου με α_1= α_2=0,25, β_1= β_2=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 5000 και αλγόριθμο εκπαίδευσης ΤΝΔ κατά *Fletcher-Reeves*

Η εξέταση των τριών άλλων συνδυασμών οδηγεί σε χειρότερα αποτελέσματα. Ειδικά η ενεργοποίηση της μεθόδου επανεκκίνησης κατά *Powell-Beale* για τιμές 0,1 ως 0,9 οδηγεί το ΤΝΔ σε πολύ συχνές επανεκκινήσεις, με συνέπεια να μη γίνεται πλήρης εκμετάλλευση της ορθής κατεύθυνσης.

3.4.2.7. ΤΝΔ με χρήση του αλγόριθμου βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης

Η εκπαίδευσή του στηρίζεται στις σχέσεις (3.42) ως (3.51) με σειριακή παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Οι παράμετροι προς προσδιορισμό είναι οι σ και λ_0, οι οποίες για μικρές τιμές εντός των προτεινόμενων διαστημάτων δίνουν παραπλήσιες τιμές μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) με μικρές μεταβολές στο τρίτο σημαντικό ψηφίο. Στην παρούσα περίπτωση είναι $\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$. Αν μεταβληθούν οι νευρώνες από 30 ως 60, τότε παρατηρείται από το σχήμα 3.19 ότι το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) δεν παρουσιάζει μεγάλες μεταβολές για κανένα από τα τρία σύνολα. Η βέλτιστη τιμή του MAPE για το σύνολο αξιολόγησης είναι ίση με 1,48% για 52 νευρώνες.



Σχήμα 3.19: Γραφικές παραστάσεις του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου συναρτήσει των νευρώνων για υπερβολικές εφαπτόμενες ως συναρτήσεις ενεργοποίησης με α_1=0,5, α_2=0,25, $\beta_1=\beta_2$=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 5000

Από τη μελέτη των παραμέτρων α και β των συναρτήσεων ενεργοποίησης τύπου υπερβολικής εφαπτομένης προκύπτει ότι δίνονται ικανοποιητικές τιμές για $0,1<\alpha_1<0,9$, $0,1<\alpha_2<0,5$ και $\beta_1 \approx \beta_2 \approx 0$, με τα καλύτερα αποτελέσματα να προσδιορίζονται για $\alpha_1=0,5$, $\alpha_2=0,25$ και $\beta_1=\beta_2=0$. Ελέγχεται το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης συγκρίνοντας τρεις κατηγορίες (τη λογιστική, την υπερβολική εφαπτομένη και τη γραμμική), όπου διαπιστώθηκε ότι η βέλτιστη τιμή δίνεται από την εφαρμογή της υπερβολικής εφαπτομένης και στα δύο επίπεδα, αν και εξίσου καλά αποτελέσματα δίνονται εναλλακτικά από την ενεργοποίηση είτε της λογιστικής ή της γραμμικής συνάρτησης στο επίπεδο εξόδου, είτε της λογιστικής στο κρυμμένο επίπεδο (πίνακας 3.8). Πρακτικά είναι η μοναδική μέθοδος που συναγωνίζεται τα καλά αποτελέσματα των μεθόδων εκπαίδευσης ανά πρότυπο και διακρίνεται από πιο εύκολη ρύθμισή της. Επίσης η επιλογή των παραμέτρων σ, λ_0 δεν διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τελικών αποτελεσμάτων.

Πίνακας 3.8: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης (α), αξιολόγησης (β), ελέγχου (γ) σε συνάρτηση με το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης (λογιστικής, υπερβολικής εφαπτομένης, γραμμικής) με παραμέτρους α=0,25, β=0, για νευρώνες 40, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 5000

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυμμένου επίπεδου								
	Λογιστική			Υπερβ. εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επίπεδου εξόδου	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)	(α)	(β)	(γ)
Λογιστική	1,260	1,512	1,821	1,294	1,517	1,814	1,629	1,755	1,978
Υπερβολική εφαπτομένη	1,401	1,525	1,745	1,324	*1,509*	1,769	1,532	1,742	1,951
Γραμμική	1,465	1,581	1,760	1,344	1,539	1,733	1,688	1,820	1,983

3.4.2.8. ΤΝΔ με χρήση του ευπροσάρμοστου αλγόριθμου εκπαίδευσης

Κατά την εκτέλεση του συγκεκριμένου αλγορίθμου εκπαίδευσης παρατηρείται έντονη ευαισθησία στις τιμές των παραμέτρων δ_1 και δ_2 της σχέσης (3.35). Για να επιτευχθεί η αριθμητική σύγκλιση, πρέπει η παράμετρος δ_2 να είναι διπλάσια με δεκαπλάσια από την δ_1. Σε κάθε περίπτωση όμως η απόδοση του δικτύου για το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) και των τριών συνόλων δεν βελτιώνεται πέρα από το 8%, (για ΤΝΔ με 48 νευρώνες, υπερβολικές εφαπτομενικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα με α=0,25, β=0, όριο σύγκλισης 10^{-5}, μέγιστο πλήθος εποχών 10000). Οπότε πρακτικά η μέθοδος αυτή έχει αποτύχει στη συγκεκριμένη περίπτωση.

3.4.2.9. ΤΝΔ με χρήση των αλγορίθμων εκπαίδευσης Newton

Η εφαρμογή των αλγορίθμων εκπαίδευσης που στηρίζονται στη μέθοδο Newton δεν είναι δυνατή στη συγκεκριμένη περίπτωση. Διότι οι μέθοδοι *quasi-Newton* και *Levenberg-Marquardt* απαιτούν την αντιστροφή μητρώων μεγάλων διαστάσεων (π.χ. για το ΤΝΔ 71-48-24 σχηματίζεται μία μήτρα 4632*4632), το οποίο δεν επιλύεται επιτυχώς αριθμητικά. Κατά την εκτέλεση της μεθόδου της τέμνουσας ενός βήματος οδηγείται σε αριθμητική αστάθεια λόγω της διαίρεσης με συντελεστές της τάξεως 10^{-25} (αυτό προκαλείται κατά κύριο λόγο από τις δυαδικές μεταβλητές εισόδου που αφορούν το είδος της ημέρας της εβδομάδας).

3.4.2.10. Σύγκριση ΤΝΔ

Τα αποτελέσματα των μεθόδων εκπαίδευσης των ΤΝΔ συνοψίζονται στους πίνακες 3.9 και 3.10, όπου προκύπτει ότι η εκπαίδευση ανά πρότυπο οποιασδήποτε μορφής (είτε με χρήση εκθετικών συναρτήσεων ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής, είτε με χρήση προσαρμοστικών κανόνων, είτε με χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης) δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, αρκεί να ρυθμιστούν κατάλληλα οι αντίστοιχες παράμετροι (αρχικές τιμές και χρονικές παράμετροι ρυθμού μάθησης και όρου ορμής, πλήθος νευρώνων, είδος συναρτήσεων ενεργοποίησης και παράμετροί τους). Η μοναδική από τις μεθόδους εκπαίδευσης ανά εποχή που συναγωνίζεται τις αντίστοιχες ανά πρότυπο είναι της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης με βασικό πλεονέκτημα ότι κρίσιμοι παράμετροι είναι μόνο το πλήθος των νευρώνων, το είδος και οι παράμετροι των συναρτήσεων. Παράλληλα διακρίνεται και για τη σταθερότητά της.

Πίνακας 3.9: Περιγραφή μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ

α/α	Περιγραφή μεθόδου εκπαίδευσης ΤΝΔ
1	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις)
2	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης & όρου ορμής
3	Εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης
4	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση σταθερού ρυθμού εκπαίδευσης
5	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ρυθμού εκπαίδευσης και όρου ορμής (φθίνουσες εκθετικές συναρτήσεις)
6	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού εκπαίδευσης & όρου ορμής
7	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Fletcher-Reeves
8	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης Fletcher-Reeves, επανεκκίνηση Polak-Beale
9	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά Polak-Ribiere
10	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση συζευγμένης μεταβολής κλίσης Polak-Ribiere, επανεκκίνηση Polak-Beale
11	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης
12	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση ευπροσάρμοστου αλγορίθμου
13	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση quasi-Newton
14	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση τέμνουσας ενός βήματος
15	Εκπαίδευση ανά εποχή, χρήση Levenberg-Marquardt

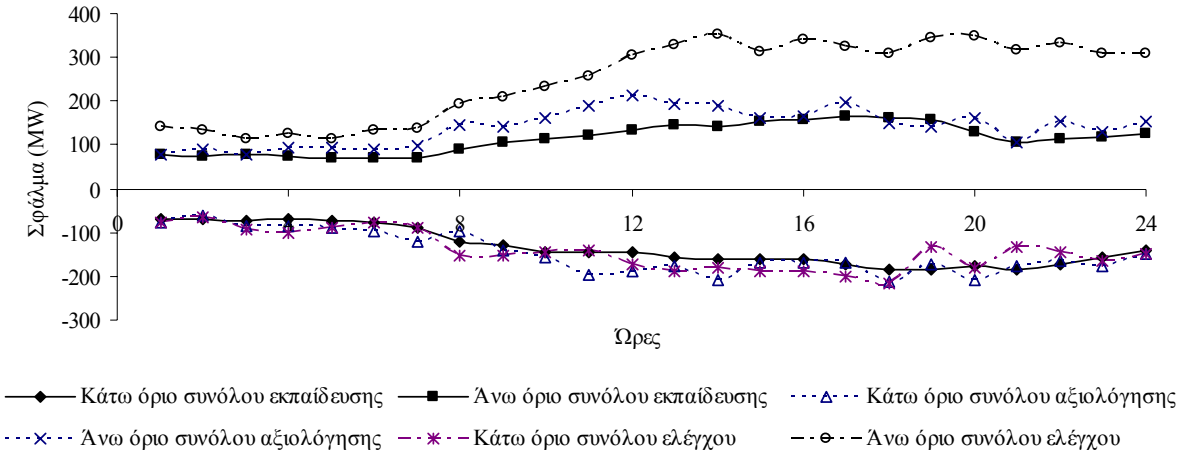
Πίνακας 3.10: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων των μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ για το βασικό σενάριο της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης 24ώρης καμπύλης φορτίου (σενάριο 1)

α/α μεθόδου εκπαίδευσης ΤΝΔ	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	Λοιπές παράμετροι
1	1,383	1,482	1,749	45	f_1=tanh(*0,25*x), f_o=tanh(*0,25*x)	α_0=0,4, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=2000, e= 10^{-5} max_epochs=10000
2	1,311	1,475	1,829	30	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=1/(1+exp(-*0,25*x))	α_0=0,7, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=1300, e= 10^{-5} , max_epochs=12000
3	1,372	1,489	1,833	48	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	η_0=0,1, e= 10^{-5}, max_epochs=10000
4	2,356	2,296	2,602	48	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=*0,40*x	η_0=2,0, e= 10^{-5} , max_epochs=12000
5	2,300	2,294	2,783	25	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=*0,25*x	α_0=0,9, T_α=6000, η_0=0,9, T_η=6000, e= 10^{-5}, max_epochs=12000
6	2,019	2,026	2,475	22	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=*0,25*x	α_0=0,9, T_α=6000, η_0=0,9, T_η=6000, e= 10^{-5}, max_epochs=12000
7	1,798	1,831	2,147	43	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=*0,20*x	s=0,04, T_{bv} =20, T_{trix} =50, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
8	2,544	2,595	3,039	43	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=*0,20*x	s=0,04, T_{bv} =20, T_{trix} =50, e= 10^{-5}, max_epochs=5000, $\lim_{orthogonality}$=0,9
9	2,545	2,600	3,035	43	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=*0,20*x	s=0,04, T_{bv} =20, T_{trix} =50, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
10	2,544	2,600	3,035	43	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=*0,20*x	s=0,.04, T_{bv} =20, T_{trix} =50, e= 10^{-5}, max_epochs=5000, $\lim_{orthogonality}$=0,9
11	1,294	1,487	1,781	52	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	σ=10^{-5}, λ_0=5x10^{-8}, e=10^{-5}, max_epochs= 5000
12-15	#	#	#	#	#	Πρακτική αδυναμία σύγκλισης

3.4.2.11. Διάστημα Εμπιστοσύνης

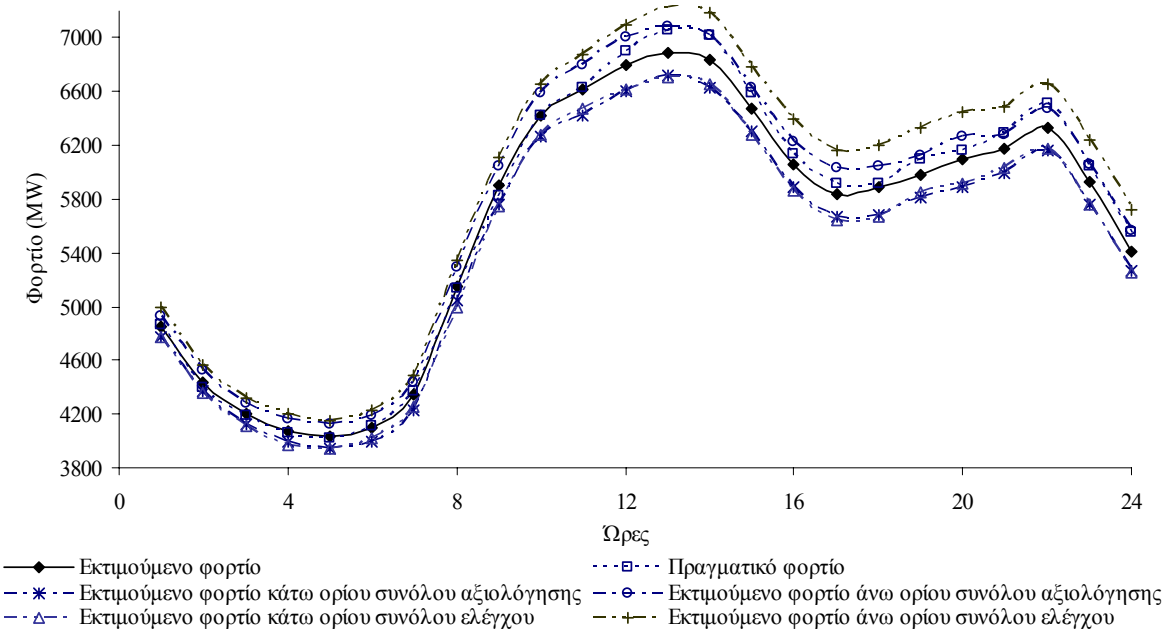
Πέρα από την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων προσδιορίζονται τα διαστήματα εμπιστοσύνης των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με πιθανότητα ουράς ίση με 5%, με συνέπεια το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης να καλύπτει το 90% του πληθυσμού. Στο σχήμα 3.20 παρουσιάζονται τα σφάλματα που αντιστοιχούν στα τρία σύνολα για το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με εκπαίδευση ανά πρότυπο και με χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής. Ως προς τα κάτω όρια των διαστημάτων εμπιστοσύνης παρατηρείται ότι τα σφάλματα πρόβλεψης βρίσκονται αρκετά κοντά και για τα τρία σύνολα. Ο λόγος του σφάλματος του συνόλου ελέγχου προς το αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης ανά

ώρα κυμαίνεται από 0,71 ως 1,60, με μέση τιμή 1,00. Αντίθετα ως προς τα άνω όρια τα σφάλμα του συνόλου ελέγχου λαμβάνει περίπου διπλάσιες τιμές από τις αντίστοιχες του συνόλου αξιολόγησης. Όμοια με προηγουμένως ο μέσος λόγος του σφάλματος του συνόλου ελέγχου προς το αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης ανά ώρα κυμαίνεται από 1,22 ως 3,02, με μέση τιμή 1,78.



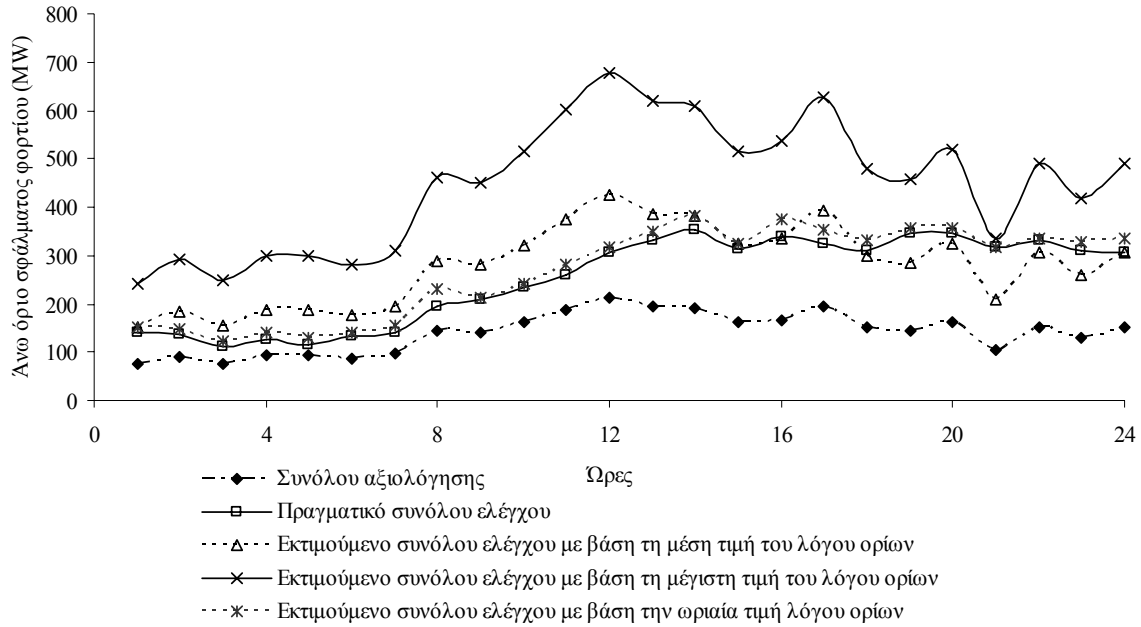
Σχήμα 3.20: Γραφικές παραστάσεις του σφάλματος (MW) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου για διάστημα εμπιστοσύνης με βαθμό 90% του βέλτιστου ΤΝΔ με εκπαίδευση ανά πρότυπο, χρήση προσαρμοστικών κανόνων ρυθμού μάθησης και όρου ορμής

Για τα άλλα τρία ΤΝΔ που δίνουν παραπλήσια αποτελέσματα προκύπτουν παρόμοιες αριθμητικές τιμές εξάγοντας ως συμπέρασμα ότι η μεν μέση τιμή του λόγου του σφάλματος του συνόλου ελέγχου προς το αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης ανά ώρα για το κάτω όριο του διαστήματος εμπιστοσύνης είναι 1,2, ενώ για το άνω όριο είναι 2,0. Υπό πραγματικές συνθήκες επίλυσης του προβλήματος πρόβλεψης δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων το διάστημα εμπιστοσύνης του συνόλου ελέγχου. Τα δε όρια εμπιστοσύνης του συνόλου αξιολόγησης είναι υποβαθμισμένα έναντι του συνόλου ελέγχου, όπως φαίνονται τόσο στο σχήμα 3.20, όσο και στο 3.21 για μία ενδεικτική καλοκαιρινή ημέρα.



Σχήμα 3.21: Χρονολογικές καμπύλες του εκτιμούμενου φορτίου, του πραγματικού φορτίου, του εκτιμούμενου φορτίου με βάση το κάτω όριο του συνόλου αξιολόγησης, του εκτιμούμενου φορτίου με βάση το άνω όριο του συνόλου αξιολόγησης, του εκτιμούμενου φορτίου με βάση το πραγματικό κάτω όριο του συνόλου ελέγχου, του εκτιμούμενου φορτίου με βάση το πραγματικό άνω όριο του συνόλου ελέγχου (σε MW) ενδεικτικά για την Πέμπτη 8-6-2000

Για να επιλυθεί αυτό το πρόβλημα, πολλαπλασιάζονται τα όρια του διαστήματος αξιολόγησης με ένα ενιαίο συντελεστή ασφαλείας, ο οποίος μπορεί να είναι είτε η μέση τιμή όλων των ωρών του ωριαίου λόγου του σφάλματος του συνόλου ελέγχου προς το αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης για το αντίστοιχο όριο, είτε η μέγιστη τιμή από όλες τις ώρες με βάση τις αντίστοιχες δοκιμές του προηγούμενου έτους. Εναλλακτικά πολλαπλασιάζονται τα όρια του διαστήματος αξιολόγησης κάθε ώρας με ένα συντελεστή ασφαλείας που αντιστοιχεί στον αντίστοιχο λόγο του σφάλματος του συνόλου ελέγχου προς του συνόλου αξιολόγησης με βάση τις αντίστοιχες δοκιμές του προηγούμενου έτους, που, όπως φαίνεται από το σχήμα 3.22, υπερτερεί έναντι των υπολοίπων εκτιμήσεων, καθώς προσεγγίζει τα πραγματικά όρια του συνόλου ελέγχου. Σε κάθε περίπτωση όμως αποτελεί μία ένδειξη μέσα σε ποια όρια αναμένει κανείς να βρίσκεται η χρονολογική καμπύλη φορτίου.



Σχήμα 3.22: Χρονολογικές καμπύλες του άνω ορίου σφάλματος φορτίου (σε MW) του συνόλου αξιολόγησης, του πραγματικού άνω ορίου του συνόλου ελέγχου, του εκτιμούμενου άνω ορίου του συνόλου ελέγχου με βάση τη μέση τιμή του λόγου άνω ωριαίων ορίων του συνόλου ελέγχου προς του συνόλου αξιολόγησης του προηγούμενου έτους, του εκτιμούμενου άνω ορίου του συνόλου ελέγχου με βάση τη μέγιστη τιμή του λόγου άνω ωριαίων ορίων του συνόλου ελέγχου προς του συνόλου αξιολόγησης του προηγούμενου έτους, του εκτιμούμενου άνω ορίου του συνόλου ελέγχου με βάση την εκάστοτε ωριαία τιμή του λόγου άνω ωριαίων ορίων του συνόλου ελέγχου προς του συνόλου αξιολόγησης του προηγούμενου έτους

3.4.3. Άλλες Μορφές Εισόδων για ΤΝΔ Πρόβλεψης 24ώρης Καμπύλης Φορτίου

3.4.3.1. Γενικά

Εκτός από τη βασική μορφή των εισόδων του ΤΝΔ αναπτύχθηκαν μία σειρά άλλων ΤΝΔ με παραλλαγές στις εισόδους, στην προσπάθεια περαιτέρω βελτίωσης των αποτελεσμάτων, όπως με χρήση άλλης κωδικοποίησης στις ημέρες της εβδομάδας, με απευθείας χρήση των δεδομένων τρίωρων θερμοκρασιών, με χρήση ομαδοποίησης ημερών και με τεχνικές συμπίεσης δεδομένων. Η κάθε μορφή ΤΝΔ μελετάται με όλες τις προαναφερθείσες τεχνικές εκπαίδευσης, ρυθμίζονται κατάλληλα οι αντίστοιχοι παράμετροί του (χωρίς να γίνει όμως αναλυτική περιγραφή της διαδικασίας), καταγράφονται συνοπτικά τα αποτελέσματα εκείνων των μεθόδων που παρουσιάζουν τη βέλτιστη συμπεριφορά ή παραπλήσια.

3.4.3.2. Διαφοροποίηση στον τρόπο κωδικοποίησης της ημέρας εβδομάδας και εισόδου των θερμοκρασιών

Παρουσιάζονται δύο νέες παραλλαγές του βασικού σεναρίου (σενάριο 1). Στο 2ο σενάριο οι 66 είσοδοι του ΤΝΔ είναι ίδιοι με του βασικού με τη μόνη διαφοροποίηση ότι για το είδος της ημέρας της εβδομάδας χρησιμοποιούνται οι περιοδικές συναρτήσεις ($\cos(2\pi t/7)$, $\sin(2\pi t/7)$) με t ίσο με 1 για τη Δευτέρα, 2 για την Τρίτη κτλ. αντί της δυαδικής κωδικοποίησης. Στο 3ο σενάριο οι 84 είσοδοι του ΤΝΔ είναι οι εξής: τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτετραώρων, οι τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με χρήση των

περιοδικών συναρτήσεων (cos(2π*t*/7), sin(2π*t*/7)) και η εποχικότητα της *n*-ιοστής ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω των περιοδικών συναρτήσεων (cos(2π*n*/*T*), sin(2π*n*/*T*)) με *T* το πλήθος των ημερών του έτους. Από τον πίνακα 3.11 προκύπτει ότι με την εφαρμογή του 3ου σεναρίου ο συνδυασμός της ημιτονοειδούς κωδικοποίησης του είδους των ημερών της εβδομάδας και της χρήσης των αντίστοιχων τρίωρων θερμοκρασιών οδηγεί σε μικρή βελτίωση των αποτελεσμάτων (της τάξης του 0,03%). Ωστόσο η αύξηση του πλήθους των εισόδων οδηγεί σε μεγαλύτερους χρόνους εκτέλεσης των αλγορίθμων (κατά 3% με 7%).

Πίνακας 3.11: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων των καλύτερων μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ για το 2ο και 3ο σενάριο της πρόβλεψης 24ώρης καμπύλης φορτίου

α/α σεναρίου	α/α μεθόδου εκπαίδ.ΤΝΔ	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	Λοιπές παράμετροι
2	1	1,386	1,580	1,874	37	f_1=tanh(*0,40*x), f_o=1/(1+exp(*-0,25*x))	α_0=0,6, T_α=1400, η_0=0,7, T_η=1800, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
2	2	1,397	1,536	1,840	27	f_1=tanh(*0,25*x), f_2=tanh(*0,25*x)	α_0=0,6, T_α=1800, η_0=0,3, T_η=1100, e=10^{-5}, max_epochs=5000
2	11	1,315	1,516	1,776	48	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	σ=10^{-5}, λ_0=5x10^{-8}, e=10^{-5}, max_epochs= 5000
3	1	1,349	1,527	1,773	49	f_1=tanh(*0,30*x), f_2=tanh(*0,25*x)	α_0=0,5, T_α=1800, η_0=0,3, T_η=2000, e=10^{-5}, max_epochs=5000
3	2	1,378	1,558	1,813	31	f_1=tanh(*0,40*x), f_2=tanh(*0,25*x)	α_0=0,6, T_α=2000, η_0=0,4, T_η=1400, e=10^{-5}, max_epochs=5000
3	3	1,415	1,570	1,829	51	f_1=tanh(*0,50*x), f_2=tanh(*0,25*x)	η_0=0,1, e=10^{-5}, max_epochs=10000
3	11	1,293	1,504	1,717	39	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	σ=10^{-5}, λ_0=5x10^{-8}, e=10^{-5}, max_epochs= 5000

3.4.3.3. Προσθήκη ομάδας τυπικής χρονολογικής καμπύλης φορτίου συστήματος

Αν είναι γνωστή η τυπική ομάδα φορτίου στην οποία ανήκει η υπό πρόβλεψη ημέρα, ενδέχεται να μειωθεί το αντίστοιχο σφάλμα πρόβλεψης κατά [42]. Γι' αυτό εξετάζονται τρία νέα σενάρια, εκ των οποίων τα δύο πρώτα αφορούν την ένταξη της αντίστοιχης πληροφορίας ομαδοποίησης στις εισόδους και το τρίτο διαφορετικό τρόπο εκπαίδευσης και εκτέλεσης του ΤΝΔ:

- Οι είσοδοι του ΤΝΔ κατά το 4ο σενάριο είναι τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων 24ώρων, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, οι αντίστοιχες διαφορές των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών και τα τετράγωνα των αποκλίσεων των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με χρήση των περιοδικών συναρτήσεων (cos(2π*t*/7), sin(2π*t*/7)), η εποχικότητα της *n*-ιοστής ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω των περιοδικών συναρτήσεων (cos(2π*n*/*T*), sin(2π*n*/*T*)) και η ομάδα ημέρας φορτίου, κωδικοποιημένη με τις περιοδικές συναρτήσεις (cos(2π*g*/*P*), sin(2π*g*/*P*)), όπου *g* είναι η ομάδα στην οποία ανήκει η τρέχουσα ημέρα και *P* το συνολικό πλήθος των ομάδων κατηγοριοποίησης. Στην παρούσα περίπτωση σχηματίζονται 20 ομάδες συνολικά (10 για το χειμώνα (από 1 ως 10) και 10 για το καλοκαίρι (από 11 ως 20) σύμφωνα με την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου συστήματος της § 2.9.2). Συνολικά το ΤΝΔ έχει 68 εισόδους.
- Οι 66 είσοδοι του ΤΝΔ του 5ου σεναρίου είναι τα ωριαία φορτία του προηγούμενου 24ώρου, του τελευταίου 24ώρου που ανήκει στην ίδια τυπική ομάδα φορτίου με βάση την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου συστήματος της § 2.9.2, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, οι αντίστοιχες διαφορές των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών και τα τετράγωνα των αποκλίσεων των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με χρήση των συναρτήσεων cos(2π*t*/7), sin(2π*t*/7), και η εποχικότητα της *n*-ιοστής ημέρας του έτους μέσω των συναρτήσεων cos(2π*n*/*T*), sin(2π*n*/*T*).
- Κατά το 6ο σενάριο οι είσοδοι του ΤΝΔ ταυτίζονται με τις αντίστοιχες του μοντέλου του 2ου σεναρίου. Η διαφοροποίηση βρίσκεται στον τρόπο διαμόρφωσης του συνόλου εκπαίδευσης, όπου δεν

σχηματίζεται ένα πλέον σύνολο, αλλά τόσα σύνολα, όσα είναι οι τυπικές ομάδες φορτίου, όπως έχουν σχηματιστεί από την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου συστήματος της § 2.9.2. Δηλαδή για κάθε τυπική ομάδα φορτίου σχηματίζεται ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα αξιολόγησης, εκπαιδεύεται το ΤΝΔ και ελέγχεται η απόδοσή του με βάση το αντίστοιχο σύνολο ελέγχου των ημερών της ίδιας τυπικής ομάδας φορτίου του έτους πρόβλεψης. Λόγω της σημαντικής μείωσης των διαθέσιμων διανυσμάτων ανά σύνολο εκπαίδευσης αυξάνονται τα έτη εκπαίδευσης από 1996-1999 σε 1993-1999.

Από τα αποτελέσματα των πινάκων 3.12 και 3.13 φαίνεται ότι η χρήση των ομάδων οδηγεί σαφώς σε χειροτέρευση των αποτελεσμάτων (ιδιαίτερα του συνόλου αξιολόγησης). Επιπλέον προστίθεται και η αβεβαιότητα του είδους της ομάδας της επόμενης ημέρας, με συνέπεια να μην προτείνεται η χρήση της. Ωστόσο το έκτο σενάριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση των ημερών των αργιών, καθώς, όπως φαίνεται από τις ομάδες 1 ως 3 χειμώνα και καλοκαιριού που αντιστοιχούν σε διάφορες ημέρες αργιών, δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η ύπαρξη των εορτών σε συγκεκριμένες ομάδες λόγω του είδους της ημέρας εκτιμούνται με μεγαλύτερη βεβαιότητα, π.χ. η Κυριακή του Πάσχα είναι πάντοτε η καλοκαιρινή ομάδα 1.

Πίνακας 3.12: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων των καλύτερων μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ για το 4ο, 5ο και 6ο (ομάδα χειμώνα 9: χ9 και ομάδα καλοκαιριού 9: κ9) σενάριο της πρόβλεψης 24ώρης καμπύλης φορτίου

α/α σεναρίου	α/α μεθόδου εκπαίδ.ΤΝΔ	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	Λοιπές παράμετροι
4	2	1,588	1,740	2,655	48	$f_1=\tanh(0,40x)$, $f_2=\tanh(0,25x)$	α_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,5, T_η=1700, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
4	11	1,597	1,792	2,544	38	$f_1=\tanh(0,25x)$, $f_2=0,25x$	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5x10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 5000
5	1	1,578	1,752	2,209	46	$f_1=\tanh(0,25x)$, $f_2=\tanh(0,25x)$,	α_0=0,6, T_α=1800, η_0=0,5, T_η=1800, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
5	11	1,565	1,793	2,151	42	$f_1=\tanh(0,50x)$, $f_o=\tanh(0,25x)$	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5x10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 10000
6-χ9	2	1,543	1,748	2,358	28	$f_1=\tanh(0,40x)$, $f_o=\tanh(0,25x)$	α_0=0,5, T_α=1500, η_0=0,5, T_η=1500, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
6-χ9	11	1,444	1,782	2,600	24	$f_1=\tanh(0,40x)$, $f_o=\tanh(0,30x)$	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5x10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 10000
6-κ9	1	1,882	1,675	4,485	42	$f_1=\tanh(0,50x)$, $f_o=\tanh(0,25x)$	α_0=0,5, T_α=1400, η_0=0,5, T_η=1600, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
6-κ9	11	1,842	1,656	4,691	38	$f_1=\tanh(0,50x)$, $f_o=\tanh(0,25x)$	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5x10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 10000

Πίνακας 3.13: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE (%)) των δέκα τυπικών ομάδων χειμώνα και των δέκα καλοκαιριού για το 6ο σενάριο κατά το έτος 2000 με χρήση της βέλτιστης μεθόδου εκπαίδευσης ΤΝΔ

Χειμωνιάτικη ομάδα	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MAPE(%) συν. εκπαίδευσης	1,057	1,273	2,995	1,559	1,571	1,735	1,584	1,720	1,276	1,270
MAPE(%) συν. αξιολόγησης	3,236	3,155	2,820	3,814	2,002	1,726	1,942	1,708	1,754	1,928
MAPE(%) συνόλου ελέγχου	2,383	4,153	5,145	4,373	2,705	2,984	3,491	3,236	2,669	2,285
Καλοκαιρινή ομάδα	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MAPE(%) συν. εκπαίδευσης	1,577	1,041	2,737	2,265	1,431	2,143	1,893	1,673	1,880	1,528
MAPE(%) συν. αξιολόγησης	2,252	1,060	2,983	2,674	2,069	2,393	1,886	1,784	1,674	1,609
MAPE(%) συνόλου ελέγχου	3,944	2,589	4,811	4,105	5,453	4,404	3,583	4,252	4,963	4,961

3.4.3.4. Χρήση της τεχνικής συμπίεσης PCA για τα δεδομένα εισόδων

Η χρήση τεχνικών συμπίεσης έχει προταθεί στα [52] προς μείωση του μεγέθους των διανυσμάτων και της αλληλοεπικάλυψης της πληροφορίας μεταξύ των χρησιμοποιούμενων εισόδων. Στην παρούσα περίπτωση δοκιμάζονται δύο σενάρια:

- το 7ο σενάριο, όπου οι αρχικοί είσοδοι του ΤΝΔ είναι οι αντίστοιχες μεταβλητές του 2ου σεναρίου. Πριν όμως εισέλθουν στη διαδικασία της εκπαίδευσης πραγματοποιείται η συμπίεση των δεδομένων με τη μέθοδο της ανάλυσης βασικών συνιστωσών (PCA), με τη βοήθεια της οποίας γίνεται η μείωση των μεταβλητών από 66 σε 6 για ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων άνω του 99% (κριτήριο Kaiser).
- το 8ο σενάριο, όπου οι αρχικοί είσοδοι του ΤΝΔ είναι οι αντίστοιχες μεταβλητές του 2ου σεναρίου. Πριν όμως εισέλθουν στη διαδικασία της εκπαίδευσης συμπιέζονται με τη μέθοδο της ανάλυσης βασικών συνιστωσών όλες οι μεταβλητές εκτός των συναρτήσεων του είδους της ημέρας της εβδομάδας και της εποχικότητας της ημέρας του έτους. Οι 62 μεταβλητές μειώνονται σε 15 για ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων άνω του 99%, οπότε μαζί με τις αντίστοιχες τέσσερις ασυμπίεστες εισόδους φθάνει στις 19.

Από τα αποτελέσματα του πίνακα 3.14 προκύπτει ότι η χρήση των τεχνικών συμπίεσης οδηγεί στην κατασκευή σαφώς πιο μικρών νευρωνικών δικτύων που συγκλίνουν υπολογιστικά πιο γρήγορα από τις προηγούμενες παραλλαγές. Το τίμημα είναι λιγότερο ακριβή αποτελέσματα. Σημαντική παράμετρος αποδεικνύεται το είδος της ημέρας της εβδομάδας και η αντίστοιχη εποχικότητα, των οποίων προτείνεται η αυτούσια χρήση της (άνευ συμπίεσης). Στην τελευταία περίπτωση προσδιορίζονται αποτελέσματα που υστερούν ως προς το σύνολο αξιολόγησης από τη βέλτιστη περίπτωση κατά 0,20%.

Πίνακας 3.14: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων των καλύτερων μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ για το 7ο και 8ο σενάριο της πρόβλεψης 24ώρης καμπύλης φορτίου

α/α σεναρίου	α/α μεθόδου εκπαίδ.ΤΝΔ	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	Λοιπές παράμετροι
7	1	1,939	1,974	2,520	16	f_1=tanh(*0,25*x), f_2=tanh(*0,25*x)	α_0=0,5, T_α=2000, η_0=0,5, T_η=1700, e= 10^{-5}, max_epochs=5000
7	11	1,901	1,960	2,570	21	f_1=tanh(*0,30*x), f_o=1/(1+exp(-*0,30*x))	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 5000
8	2	1,471	1,596	1,912	19	f_1=tanh(*0,40*x), f_2=tanh(*0,25*x)	α_0=0,5, T_α=1800, η_0=0,4, T_η=1400, $e=10^{-5}$, max_epochs=5000
8	11	1,458	1,583	1,900	28	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	$\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 5000

3.4.3.5. Ξεχωριστή εκτέλεση ανά ώρα

Κατά τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του επόμενου εικοσιτετραώρου έχει προταθεί η εκπαίδευση 24 ΤΝΔ μίας εξόδου (για κάθε ώρα ξεχωριστά) αντί ενός ΤΝΔ 24 εξόδων [49]. Στη συνέχεια εξετάζονται τα εξής σενάρια προς αυτήν την κατεύθυνση:

- το 9ο σενάριο, όπου οι αρχικοί είσοδοι του ΤΝΔ είναι οι ίδιες με του 2ου σεναρίου με τη μοναδική διαφοροποίηση ότι για κάθε ώρα διαμορφώνεται ένα ξεχωριστό δίκτυο, το οποίο εκπαιδεύεται, αξιολογείται και βελτιστοποιείται. Δηλαδή διαμορφώνονται 24 δίκτυα των 66 εισόδων και 1 εξόδου.
- το 10ο σενάριο, όπου ο αρχικοί είσοδοι του ΤΝΔ είναι οι ίδιες με του 2ου σεναρίου, εκ των οποίων όλες οι μεταβλητές (εκτός των παραμέτρων της ημέρας της εβδομάδας και της εποχικότητας) συμπιέζονται με την τεχνική *PCA*. Έπειτα για κάθε ώρα διαμορφώνεται ένα ξεχωριστό δίκτυο κατασκευάζοντας συνολικά 24 ΤΝΔ των 19 εισόδων (εκ των οποίων οι 15 προέρχονται από τη συμπίεση για ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων άνω του 99%) και μίας εξόδου.
- το 11ο σενάριο, όπου για το ΤΝΔ πρόβλεψης της *h*–ιοστής ώρας χρησιμοποιούνται τα ωριαία φορτία των ωρών *h*, *h*-1, *h*-2 των δύο προηγούμενων ημερών, η τρίωρη θερμοκρασία της τρέχουσας και της προηγούμενης ημέρας Αθήνας και Θεσσαλονίκης, καθώς και το είδος της ημέρας της εβδομάδας με χρήση των συναρτήσεων $\cos(2\pi t/7)$, $\sin(2\pi t/7)$, και η εποχικότητα της *n*-ιοστής ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω των συναρτήσεων $\cos(2\pi n/T)$, $\sin(2\pi n/T)$.
- το 12ο σενάριο, όπου διαμορφώνονται 24 ΤΝΔ (ένα για κάθε ώρα) με αρχικές εισόδους ίδιες με των αντίστοιχων δικτύων του 11ου σεναρίου. Σε κάθε δίκτυο πραγματοποιείται συμπίεση όλων των δεδομένων εκτός των συναρτήσεων του είδους της ημέρας της εβδομάδας και της εποχικότητας της ημέρας του έτους. Το ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων αντιστοιχεί σε 99% και το τελικό πλήθος των μεταβλητών εισόδου ΤΝΔ διαφέρει ανά ώρα.

- το 13ο σενάριο, όπου για το ΤΝΔ πρόβλεψης της *h*–ιοστής ώρας χρησιμοποιούνται τα ωριαία φορτία των ωρών *h*, *h*-1, *h*-2 των δύο προηγούμενων ημερών και της τελευταίας ημέρας που ανήκει στην ίδια τυπική ομάδα φορτίου με την υπό πρόβλεψη (σύμφωνα με την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου του συστήματος), η τρίωρη θερμοκρασία της τρέχουσας, των δύο προηγούμενων ημερών και της τελευταίας ημέρας που ανήκει στην ίδια ομάδα φορτίου Αθήνας και Θεσσαλονίκης, καθώς και το είδος της ημέρας της εβδομάδας με χρήση των συναρτήσεων $\cos(2\pi t/7)$, $\sin(2\pi t/7)$, και η εποχικότητα της *n*-ιοστής ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω των συναρτήσεων $\cos(2\pi n/T)$, $\sin(2\pi n/T)$.
- το 14ο σενάριο, όπου διαμορφώνονται 24 ΤΝΔ (ένα για κάθε ώρα) με αρχικές εισόδους ίδιες με των αντίστοιχων δικτύων του 13ου σεναρίου. Σε κάθε δίκτυο πραγματοποιείται συμπίεση όλων των δεδομένων εκτός των συναρτήσεων του είδους της ημέρας της εβδομάδας και της εποχικότητας της ημέρας του έτους. Το ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων αντιστοιχεί σε 99% και το τελικό πλήθος των μεταβλητών εισόδου ΤΝΔ διαφέρει ανά ώρα.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται συνοπτικά τα βέλτιστα αποτελέσματα όλων των ωρών για τα σενάρια 9 ως 11 (πίνακας 3.15) και 12 ως 14 (πίνακας 3.16), και η αναλυτική ρύθμιση της 12ης ώρας για την περίπτωση του αλγορίθμου της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης για όλα τα σενάρια (πίνακας 3.17).

Πίνακας 3.15: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων της βέλτιστης μεθόδου εκπαίδευσης ΤΝΔ για τα 9ο, 10ο και 11ο σενάρια για όλες τις ώρες του 24 ώρου

	Σενάριο 9			Σενάριο 10			Σενάριο 11		
Ώρα	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου
1	0,802	0,806	1,146	1,140	1,202	1,383	1,760	1,518	2,076
2	1,012	0,919	1,160	1,160	1,141	1,354	1,794	1,549	2,065
3	1,059	1,017	1,205	1,475	1,443	1,704	1,917	1,772	2,105
4	1,107	1,173	1,204	1,243	1,224	1,451	1,927	1,743	2,067
5	1,037	1,205	1,147	1,172	1,220	1,429	1,852	1,690	2,222
6	1,089	1,305	1,174	1,223	1,305	1,507	1,775	1,633	2,106
7	1,144	1,335	1,377	1,389	1,437	1,657	1,464	1,887	2,154
8	1,330	1,571	1,867	1,379	1,357	1,951	1,582	2,054	2,496
9	1,383	1,614	1,738	1,396	1,557	1,891	1,667	2,139	2,449
10	1,455	1,668	1,715	1,455	1,615	1,802	1,657	2,084	2,521
11	1,478	1,819	1,850	1,780	1,876	2,057	1,772	2,123	2,595
12	1,348	1,833	1,847	1,492	1,876	1,924	1,747	2,210	2,622
13	1,394	2,021	2,003	1,643	1,911	2,092	1,924	2,440	2,827
14	1,445	1,965	2,226	1,600	1,890	2,037	1,818	2,342	2,689
15	1,596	2,058	2,333	1,715	1,884	2,193	1,938	2,400	2,916
16	1,826	2,044	2,305	1,858	1,962	2,250	2,250	2,339	3,204
17	1,880	2,088	2,276	1,857	2,077	2,145	2,151	2,382	3,094
18	1,881	2,032	2,272	2,377	2,310	2,506	2,568	2,282	2,966
19	1,792	1,999	2,219	1,845	1,960	2,570	2,119	1,972	2,725
20	1,448	1,797	2,214	1,709	1,841	2,277	1,821	1,903	2,582
21	1,394	1,400	2,153	1,734	1,551	2,380	1,661	1,743	2,189
22	1,457	1,557	2,066	1,482	1,530	2,485	1,428	1,477	2,323
23	1,390	1,581	2,044	1,567	1,616	2,166	1,578	1,491	2,275
24	1,438	1,518	2,126	1,586	1,618	2,153	1,742	1,638	2,345
Μέση τιμή	1,383	1,597	1,819	1,553	1,642	1,974	1,830	1,950	2,484

Πίνακας 3.16: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων της βέλτιστης μεθόδου εκπαίδευσης ΤΝΔ για τα 12ο, 13ο και 14ο σενάρια για όλες τις ώρες του 24 ώρου

	Σενάριο 12			Σενάριο 13			Σενάριο 14		
Ώρα	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου
1	2,873	2,788	2,933	1,609	1,838	2,290	2,452	2,428	2,612
2	2,829	2,714	2,874	2,200	2,398	2,647	2,737	2,792	3,889
3	2,075	1,951	2,263	2,307	2,694	2,436	3,110	3,433	3,183
4	2,938	2,727	3,029	2,455	2,579	2,644	3,198	3,474	3,364
5	2,823	2,586	3,065	2,348	2,390	2,681	3,161	3,487	3,331
6	2,762	2,563	3,050	2,475	2,116	2,899	3,093	3,437	3,338
7	1,747	2,073	2,580	2,089	2,333	2,768	3,065	3,822	3,493
8	1,708	2,049	2,669	1,892	1,914	2,544	3,470	3,664	3,659
9	2,214	2,270	2,557	1,610	1,466	2,071	3,356	3,616	3,700
10	2,117	2,337	2,512	1,583	1,489	2,006	2,986	3,134	3,278
11	2,120	2,404	2,953	1,655	1,534	1,961	2,321	2,527	2,578
12	2,120	2,404	2,953	1,610	1,668	2,066	2,215	2,301	2,400
13	4,688	4,380	5,148	1,610	1,668	2,066	2,404	2,597	2,680
14	2,274	2,335	2,705	1,763	1,827	2,224	2,786	3,176	2,727
15	2,065	2,373	2,941	1,825	1,886	2,454	3,228	3,804	3,208
16	2,600	2,684	3,060	1,820	2,222	2,392	2,842	3,521	3,147
17	2,973	2,819	3,202	1,955	2,128	2,615	2,831	3,257	3,006
18	2,330	2,434	3,099	1,883	1,800	2,347	2,985	2,966	3,111
19	5,631	5,119	5,878	1,763	2,019	2,478	2,932	3,069	2,930
20	2,354	2,387	2,849	1,492	1,584	2,120	2,638	3,010	2,886
21	1,598	1,840	2,198	1,287	1,574	2,036	2,285	2,818	2,515
22	1,660	1,615	2,135	1,437	1,770	1,953	1,989	2,462	2,279
23	1,837	1,648	2,174	1,409	1,672	2,004	1,904	2,355	2,253
24	2,609	2,387	2,770	1,613	1,635	2,038	1,953	2,206	2,347
Μέση τιμή	2,539	2,537	2,983	1,820	1,925	2,323	2,748	3,057	2,996

Πίνακας 3.17: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης (κριτήριο βελτιστοποίησης), ελέγχου και των λοιπών παραμέτρων της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης με $\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$, $e=10^{-5}$, max_epochs= 5000 για το 9ο ως 14ο σενάριο της πρόβλεψης 12ώρης κατά την 24ώρη πρόβλεψη καμπύλης φορτίου

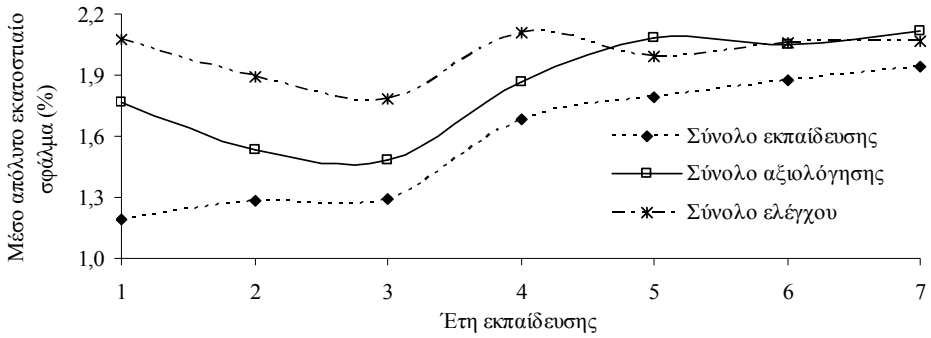
α/α σεναρίου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης
9	1,347	1,824	1,847	32	$f_1=\tanh(0{,}50x)$, $f_2=\tanh(0{,}25x)$
10	1,492	1,876	1,924	17	$f_1=\tanh(0{,}50x)$, $f_2=\tanh(0{,}25x)$
11	1,747	2,210	2,620	40	$f_1=\tanh(0{,}25x)$, $f_2=\tanh(0{,}25x)$
12	2,120	2,404	2,953	14	$f_1=\tanh(0{,}50x)$, $f_o=\tanh(0{,}25x)$
13	1,658	1,852	2,025	21	$f_1=\tanh(0{,}40x)$, $f_o=\tanh(0{,}20x)$
14	2,227	2,306	2,413	10	$f_1=\tanh(0{,}30x)$, $f_o=\tanh(0{,}25x)$

Από την εφαρμογή του 9ου σεναρίου προκύπτει ότι η χρήση μίας εξόδου οδηγεί σε ισοδύναμα αποτελέσματα με την εφαρμογή των βασικών σεναρίων (1 ως 3), με τη βασική διαφορά ότι δίνει τη δυνατότητα μεγάλης επιτάχυνσης της διαδικασίας, καθώς από τη μία μεριά μικραίνουν οι διαστάσεις του

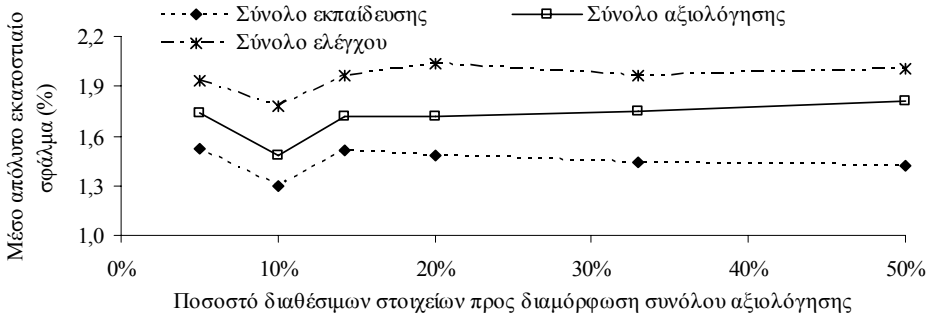
ΤΝΔ ελαφρώς, από την άλλη πλευρά μπορούν να παραλληλιστούν 24 επεξεργαστές (ένας για κάθε ΤΝΔ). Η τεχνική της συμπίεσης δεδομένων οδηγεί ξανά σε χειρότερα αποτελέσματα (σενάριο 10), ενώ η προσπάθεια χρήσης περιορισμένων εισόδων, όπως των αντίστοιχων πλησιέστερων ωριαίων φορτίων για την πρόβλεψη της εκάστοτε ώρας, οδηγεί σε όλες τις ώρες σε χειρότερα αποτελέσματα. Ουσιαστικά μόνο η κατασκευή 24 ΤΝΔ ανά ώρα με το σύνολο των εισόδων του 2^{ου} σεναρίου και μία έξοδο δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα.

3.4.4. Πλήθος Ετών στη Διαμόρφωση του Συνόλου Εκπαίδευσης – Ποσοστό Στοιχείων Αξιολόγησης

Για τη μελέτη της επίδρασης των ετών στη διαδικασία της εκπαίδευσης δοκιμάζεται διαφορετικό πλήθος χρόνων εκπαίδευσης από ένα ως επτά (αντιστοιχούν στις περιόδους εκπαίδευσης 1999, 1998-99 ως 1993-99). Τα αντίστοιχα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με χρήση της μεθόδου εκπαίδευσης της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης παρουσιάζονται στο σχήμα 3.23. Προκύπτει ότι η χρήση των τριών ετών δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου επιβεβαιώνοντας την αντίστοιχη επιλογή. Ακόμη αποδεικνύεται η αναγκαιότητα ύπαρξης του συνόλου αξιολόγησης, καθώς μέσω αυτού επιτυγχάνεται καλύτερη γενίκευση του ΤΝΔ, αφού συμβαδίζει περισσότερο με τα αντίστοιχα αποτελέσματα του συνόλου ελέγχου αντί του συνόλου εκπαίδευσης. Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο είναι η επίδραση του ποσοστού των διαθέσιμων στοιχείων που χρησιμοποιούνται στο σύνολο αξιολόγησης (τα υπόλοιπα διαμορφώνουν το σύνολο εκπαίδευσης). Λόγω της πληθώρας διανυσμάτων δεν χρειάζεται να υπάρχει αλληλοεπικάλυψη δεδομένων. Από τη μελέτη του σχήματος 3.24 με τρία έτη εκπαίδευσης προκύπτουν τα βέλτιστα αποτελέσματα για ποσοστό στην περιοχή του 10%.



Σχήμα 3.23: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα σε συνάρτηση με τα έτη εκπαίδευσης για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου με χρήση της μεθόδου εκπαίδευσης της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης και χρήση 10% των διαθέσιμων στοιχείων για το σύνολο αξιολόγησης



Σχήμα 3.24: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου σε συνάρτηση με το ποσοστό των διαθέσιμων στοιχείων που χρησιμοποιούνται για τη διαμόρφωση του συνόλου αξιολόγησης με χρήση της μεθόδου εκπαίδευσης της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης και έτη εκπαίδευσης 1997-99

3.4.5. Αντιμετώπιση των Αργιών

Οι αργίες παρουσιάζουν την ιδιαιτερότητα να εμφανίζουν έντονα διαφορετική καμπύλη φορτίου. Ο ένας τρόπος αντιμετώπισής τους είναι η άμεση εισαγωγή τους εντός του αλγορίθμου εκπαίδευσης των ΤΝΔ αγνοώντας αυτήν την ιδιαιτερότητα. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα με τη βέλτιστη μέθοδο εκπαίδευσης του 1^{ου} σεναρίου είναι 2,02%, 2,96% και 2,57% για τα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου, δηλαδή οδηγούνται τα ΤΝΔ σε αρκετά χειρότερα αποτελέσματα.

Ο δεύτερος τρόπος στηρίζεται στη μεθοδολογία των Κιαρτζή, Μπακιρτζή [9, 30], όπου το φορτίο εορτών $\overline{L}_{holiday}$ θεωρείται ότι αποτελείται από δύο συνιστώσες: μία συνιστώσα κανονικής μέρας $\overline{L}_{normal}$ και μία διόρθωση της επίδρασης της εορτής $\Delta\overline{L}_{holiday}$, οπότε ισχύει ότι:

$$\overline{L}_{holiday} = \overline{L}_{normal} - \Delta\overline{L}_{holiday} \tag{3.71}$$

Όταν στο διάνυσμα εισόδου του νευρωνικού δικτύου υπάρχουν φορτία εορτών, τότε αυξάνονται κατά τον διορθωτικό όρο επίδρασης της εορτής, πριν τροφοδοτηθούν στο δίκτυο, με τη μορφή $\overline{L}_{normal} = N(\overline{X} + \Delta\overline{X}_{holiday})$, όπου το $\overline{X}$ είναι το διάνυσμα εισόδου του δικτύου με ιστορικά δεδομένα φορτίου και θερμοκρασίας και $\Delta\overline{X}_{holiday}$ η διόρθωση επίδρασης εορτής για το διάνυσμα εισόδου, που επηρεάζεται μόνο από τους όρους που σχετίζονται με τα φορτία των εορτών. Η τελευταία υπολογίζεται επαναχρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα προηγούμενων ετών για την υπό εξέταση εορτή. Αν η τελευταία ημέρα προ της πρόβλεψης είναι η μέρα γιορτής, ενώ η προηγούμενή της είναι εργάσιμη, τότε η διόρθωση επίδρασης εορτής για το διάνυσμα εισόδου είναι $\Delta\overline{X}_{holiday} = \left[\Delta\overline{L}_{1,holiday}, 0, 0\right]$ (η πρώτη θέση αντιστοιχεί σε φορτία προηγούμενης μέρας, η δεύτερη στα φορτία της πιο προηγούμενης μέρας και η τρίτη στις θερμοκρασίες που είναι πάντα 0), όπου:

$$\Delta\overline{L}_{1,holiday} = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^{m} \left[N\left(X_1^i\right) - L_1^i \right] \tag{3.72}$$

με τα ιστορικά δεδομένα εισόδου X_1^i, εξόδου L_1^i των m περασμένων ετών για την υπό εξέταση εορτή. Αν υπάρξουν πολλές συνεχόμενες εορτές, τότε η διαδικασία πρέπει να επαναληφθεί μέχρι να προσδιοριστεί ένα πρότυπο δεδομένων (X^i, L^i) με όλα τα φορτία εισόδου από κανονικές μέρες. Με τη μέθοδο αυτή τα σφάλματα κατά τη διάρκεια των εορτών μειώνονται κατά 5% για τις απλές εορτές και κατά 25% στην περίπτωση των συνεχόμενων εορτών κατά [9, 30]. Στην παρούσα περίπτωση η αντίστοιχη βελτίωση φτάνει το 7% και το 30% με το αντίστοιχο μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου να κυμαίνεται μεταξύ 3% και 10% με μέση τιμή το 6,5% και 6% αντίστοιχα.

Ο τρίτος τρόπος είναι η χρήση της ομαδοποίησης με έμφαση στις μη εργάσιμες ημέρες που κατά κύριο λόγο συγκεντρώνονται στις τρεις πρώτες ομάδες της εκάστοτε εποχής. Από τα αποτελέσματα της αντίστοιχης παραγράφου § 3.4.3.3 προκύπτουν ότι υπάρχει ακόμη μία περαιτέρω μείωση των σφαλμάτων, καθώς κυμαίνονται μεταξύ των τιμών 2,5% και 5,5% με μέσες τιμές 3,5% και 4,5% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα. Οπότε η χρήση της ομαδοποίησης είναι μία πολλά υποσχόμενη μεθοδολογία για την αντιμετώπιση των αργιών, όπως έχει τονιστεί από τους Lamedica et al [42].

3.4.6. Υπολογιστικός Χρόνος Εκπαίδευσης

Ο υπολογιστικός χρόνος δύναται να συγκριθεί με διαφορετικούς τρόπους είτε ανά εποχή, είτε ανά πλήρη σύγκλιση, είτε ανά πλήρη σύγκλιση και ρύθμιση των παραμέτρων για κάθε μέθοδο εκπαίδευσης. Στην πρώτη περίπτωση τον ελάχιστο χρόνο απαιτούν οι μέθοδοι εκπαίδευσης 4 ως 6, δηλαδή με εκπαίδευση ανά πρότυπο και απλούς κανόνες ενημέρωσης βαρών. Η αντίστοιχη αναλογία των χρόνων εκτέλεσης για τις 11 πρώτες μεθόδους εκπαίδευσης είναι 3÷3÷3÷1÷1÷1÷20÷20÷20÷20÷4. Στη δεύτερη περίπτωση ο τελικά ελάχιστος χρόνος ανά σύγκλιση απαιτείται από τις μεθόδους 1 ως 3, δηλαδή με εκπαίδευση ανά εποχή και απλούς κανόνες ενημέρωσης βαρών. Αυτό συμβαίνει, διότι πραγματοποιούνται σημαντικά μικρότερος αριθμός εποχών (κάτω του 1/3 ως προς τις αντίστοιχες των μεθόδων 4 ως 6). Η αντίστοιχη αναλογία των χρόνων εκτέλεσης για τις 11 πρώτες μεθόδους εκπαίδευσης είναι 1,05÷1÷1,05÷1,2÷1,2÷1,15÷8÷10÷10÷10÷1,5. Αν ληφθεί υπόψη ο αναγκαίος χρόνος για τη ρύθμιση των παραμέτρων, τότε η συνολικά πιο γρήγορη μέθοδος είναι της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης λόγω των λιγότερων παραμέτρων προς ρύθμιση. Η αντίστοιχη αναλογία των χρόνων εκτέλεσης για τις 11 μεθόδους είναι 3,2÷3÷1,2÷1,4÷4,0÷3,5÷10÷12÷12÷12÷1. Σε δεύτερη φάση μπορούν να συγκριθούν οι απαιτούμενοι χρόνοι σε σχέση με το σενάριο. Το τελευταίο καθορίζεται όχι, μόνο από το μέγεθος των παραμέτρων n_w (βαρών και πολώσεων) υπό προσδιορισμό, αλλά και από το είδος των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται και κυρίως από τον αριθμό των εξόδων. Διαπιστώνεται ότι τα 24 ΤΝΔ μίας εξόδου ολοκληρώνουν τη διαδικασία σύγκλισης και εκπαίδευσης αθροιστικά πιο γρήγορα από ένα ΤΝΔ 24 εξόδων.

3.5. Αναπτυχθείσα Μεθοδολογία Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου Μεγάλων Καταναλωτών για το Επόμενο Εικοσιτετράωρο

Η επίλυση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου καταναλωτών διαφοροποιείται έναντι της αντίστοιχης του συστήματος στα εξής σημεία:

- στην έλλειψη γνώσης της ύπαρξης ή μη συσχέτισης μεταξύ θερμοκρασίας και ζήτησης φορτίου του κάθε καταναλωτή,
- στην έλλειψη δεδομένων, καθώς μετά το 2003 έχουν αρχίσει να καταγράφονται συστηματικά τα φορτία αρκετών καταναλωτών μέσης τάσης (πέρα της υψηλής).
- ο καταναλωτής συνήθως μεταβάλλει τη συμπεριφορά ως προς τη ζήτηση φορτίου πιο αργά από ότι το σύστημα, αλλά, αν την αλλάξει (π.χ. με την ένταξη μίας μονάδας συμπαραγωγής για μία βιομηχανία ή με την υποκατάσταση της ηλεκτρικής ενέργειας από φυσικό αέριο στις εγκαταστάσεις ψύξης μίας εμπορικής επιχείρησης), τότε η μεταβολή θα είναι πιο βίαιη, με συνέπεια τα μοντέλα πρόβλεψης να αστοχούν εντελώς.

Στο τελευταίο πρόβλημα λύση μπορεί να δώσει μόνο η έγκαιρη προειδοποίηση του καταναλωτή προς την επιχείρηση ηλεκτρισμού για την τυχούσα επερχόμενη μεταβολή. Η έλλειψη δεδομένων θα αντιμετωπιστεί με την πάροδο των ετών καταγράφοντας τα αντίστοιχα στοιχεία σε κατάλληλες διαμορφωμένες βάσεις δεδομένων. Το πρόβλημα της συσχέτισης των φορτίων του κάθε καταναλωτή με τη θερμοκρασία της περιοχής του λύνεται με ένα πρώτο στάδιο επεξεργασίας των υπαρχόντων δεδομένων υπολογίζοντας τη συσχέτιση των φορτίων της εκάστοτε χρονικής στιγμής της ημέρας με την αντίστοιχη θερμοκρασία.

Η βασική δομή της αναπτυχθείσας μεθοδολογίας φαίνεται στο σχήμα 3.25. Τα βασικά της σημεία είναι:

α. *Συλλογή δεδομένων*. Με τη βοήθεια ηλεκτρονικών μετρητών ή αντίστοιχων διατάξεων με καταγραφικό μετρούνται η ενεργός και η άεργος ισχύς ανά επιθυμητό χρονικό βήμα.

β. *Συσχέτιση ζήτησης φορτίου - θερμοκρασίας*. Πραγματοποιείται η συσχέτιση θερμοκρασίας με τη ζήτηση φορτίου του καταναλωτή, ώστε να διαπιστωθεί η εξάρτησή τους ή μη. Η αντίστοιχη συσχέτιση είναι γνωστή για την περίπτωση του ελληνικού συστήματος από αντίστοιχες μελέτες [9] και τον πίνακα 3.18. Στην περίπτωση των καταναλωτών δεν είναι αναγκαίο να ισχύει, καθώς ένας εμπορικός ή βιομηχανικός καταναλωτής μπορεί να χρησιμοποιεί φυσικό αέριο για τα συστήματα θέρμανσης και ψύξης που ενδέχεται να έχει, ενώ η ηλεκτρική κατανάλωση των υπολοίπων δραστηριοτήτων της παραγωγικής του διαδικασίας (κίνηση, φωτισμός, Η/Υ κα.) είναι πρακτικά ανεπηρέαστη από τις διακυμάνσεις της θερμοκρασίας. Για να μην τροφοδοτηθεί το μοντέλο πρόβλεψης με περιττά δεδομένα, προηγείται η εύρεση του συντελεστή συσχέτισης ανάμεσα στα φορτία και στις αντίστοιχες θερμοκρασίες (ως ένδειξη της μεταξύ τους εξάρτησης) σύμφωνα με τη σχέση:

$$cor(x,y) = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \tag{3.73}$$

όπου x_i είναι το φορτίο της i-ιοστής χρονικής στιγμής, $\bar{x}$ η αντίστοιχη μέση τιμή, y_i είναι η θερμοκρασία της i-ιοστής χρονικής στιγμής ή το τετράγωνό της ή το τετράγωνο της απόκλισης της θερμοκρασίας από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης T_σ^2 (σύμφωνα με τη σχέση (3.68)), $\bar{y}$ η αντίστοιχη μέση τιμή.

γ. *Διαμόρφωση δεδομένων*. Αν προέκυψε εξάρτηση από το προηγούμενο βήμα, συμμετέχουν οι θερμοκρασίες στη διαμόρφωση των αντίστοιχων διανυσμάτων εισόδου, διαφορετικά απορρίπτονται.

δ. *Μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου*. Για την πραγματοποίηση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μπορεί να χρησιμοποιηθούν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με οποιαδήποτε από τις μεθόδους εκπαίδευσης. Εναλλακτικά είναι δυνατή η πραγματοποίηση της πρόβλεψης, εφόσον είναι γνωστή η ομάδα ζήτησης φορτίου στην οποία ανήκει η χρονολογική καμπύλη φορτίου της επόμενης μέρας, με χρήση της αντίστοιχης μέσης καμπύλης. Η δεύτερη μέθοδος φαίνεται εξαιρετικά απλή, αλλά λόγω των λίγων δεδομένων και του γεγονότος ότι η συμπεριφορά μεταβάλλεται πιο αργά από την αντίστοιχη του συστήματος, ενδέχεται για μικρό πλήθος διανυσμάτων να δώσει καλύτερα αποτελέσματα από τα ΤΝΔ.

ε. *Σύγκριση σφαλμάτων – επιλογή μεθόδου*. Συγκρίνονται το μέσο εκατοστιαίο ποσοστιαίο σφάλμα του συνόλου επικύρωσης των διαφορετικών μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ ή της διαδικασίας κατηγοριοποίησης και προτείνεται η χρήση εκείνης με το μικρότερο MAPE. Η τελική επιλογή εξαρτάται από τον ίδιο το χρήστη.

στ. *Έλεγχος σφάλματος πρόβλεψης και διόρθωση καμπύλης ζήτησης φορτίου, εφόσον είναι αναγκαίο*. Όταν το προκύπτον σφάλμα δεν είναι συνηθισμένο, χαρακτηρίζεται από διάρκεια και δεν μπορεί να δικαιολογηθεί

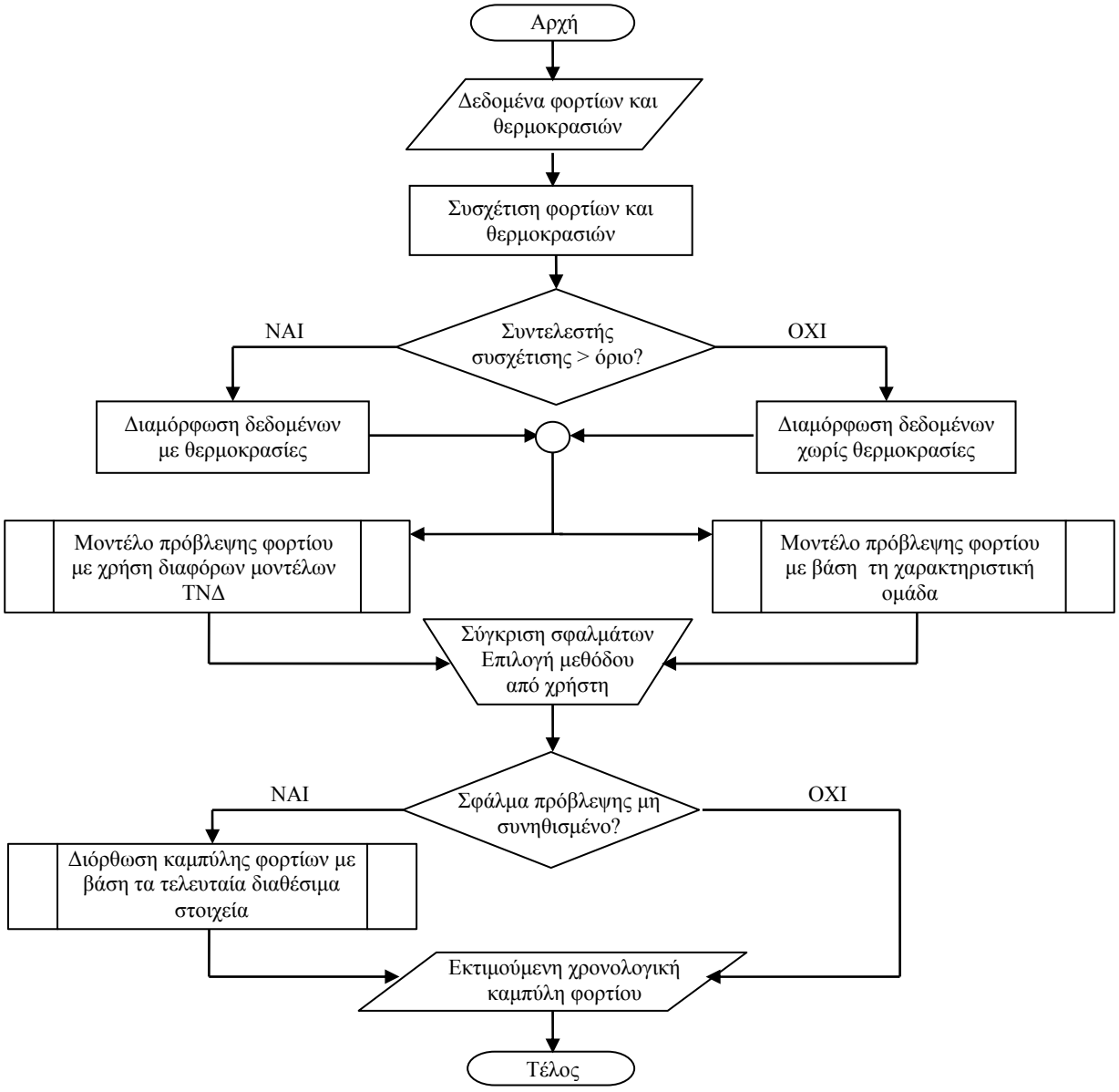
από κάποια αιτία της μορφής π.χ. απεργία, σοβαρή βλάβη στην παραγωγική διαδικασία κτλ., τότε η αντίστοιχη εκτίμηση του φορτίου μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε με τα τελευταία δεδομένα (π.χ. μέθοδος κινητών μέσων όρων [22]), είτε να διερευνηθεί σε άμεση επαφή με τον καταναλωτή ο λόγος της αλλαγής της συμπεριφοράς του, ώστε να πραγματοποιηθεί η αντίστοιχη διόρθωση της χρονολογικής καμπύλης.

Ειδικά για τη χρησιμοποίηση των ΤΝΔ διευκρινίζεται ότι μπορούν να έχουν ως εισόδους: τα 15-λέπτα φορτία, τις αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες (εφόσον συσχετίζονται), το είδος της ημέρας της εβδομάδας, την ομάδα φορτίου και το είδος της ημέρας του έτους. Οι έξοδοι μπορεί να είναι είτε τα 96 15-λέπτα φορτία της επόμενης μέρας, είτε ένα 15-λέπτο φορτίο κατασκευάζοντας 96 ξεχωριστά ΤΝΔ. Λαμβάνοντας υπόψη τη συμπεριφορά των διαφόρων μεθόδων εκπαίδευσης ΤΝΔ στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος δίνεται έμφαση στις τρεις μεθόδους εκπαίδευσης ανά πρότυπο και στη μέθοδο της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης με παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή. Ως προς την έξοδο λαμβάνοντας υπόψη τα τελικά αποτελέσματα της πρόβλεψης φορτίου του ελληνικού συστήματος και τα συμπεράσματα από τη διεθνή βιβλιογραφία [49] προκύπτει ότι η χρήση μίας εξόδου υπερτερεί, καθώς η εκπαίδευση γίνεται πιο γρήγορα και οι απαιτούμενες ρυθμίσεις είναι πιο εύκολες. Γι' αυτό προτείνεται η κατασκευή ενός ξεχωριστού ΤΝΔ για κάθε 15-λεπτο φορτίο του 24-ώρου υπό πρόβλεψη, οπότε πρακτικά σχηματίζονται 96 νευρωνικά δίκτυα.

Ως προς τα δεδομένα εισόδου για την πρόβλεψη των φορτίων της επόμενης ημέρας χρειάζονται τα αντίστοιχα φορτία της προηγούμενης ή των δύο προηγούμενων ημερών, οι αντίστοιχες θερμοκρασίες, καθώς επίσης και οι θερμοκρασίες της υπό πρόβλεψης ημέρας. Το είδος της ημέρας της εβδομάδας υλοποιείται με χρήση των περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi t/7)$, $\sin(2\pi t/7)$), όπου t η ημέρα της εβδομάδας (1 για Δευτέρα, 2 για Τρίτη, κτλ.). Η εποχικότητα της n-ιοστής ημέρας του έτους μπορεί να εκφραστεί μέσω των περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi n/T)$, $\sin(2\pi n/T)$) με T το πλήθος των ημερών του έτους, αλλά στην παρούσα περίπτωση η χρήση της επιφέρει αύξηση σφάλματος, καθώς για κανένα καταναλωτή δεν υπάρχουν δεδομένα άνω του έτους, ώστε να μελετηθεί η περιοδικότητα της συμπεριφοράς του φορτίου του. Επειδή δεν είναι γνωστό εξαρχής ποια στοιχεία επηρεάζουν την έξοδο, αν χρησιμοποιηθούν άμεσα τα αντίστοιχα δεδομένα εισόδου, τότε για την περίπτωση χρήσης μόνο φορτίων θα υπάρξουν 98 (96+2) ή 198 είσοδοι (2·96+2), ενώ στην περίπτωση χρήσης και θερμοκρασιών μπορεί να φθάσει ως τις 250 είσοδοι. Προκειμένου να περιοριστεί το πλήθος αυτό, είναι αναγκαστική η χρήση τεχνικών συμπίεσης δεδομένων ως προς τα φορτία και τις θερμοκρασίες, όπως της ανάλυσης βασικών συνιστωσών, περιορίζοντας τη διάσταση των δεδομένων σε μεγάλο βαθμό. Για να δοθεί έμφαση στα φορτία και τις θερμοκρασίες της αντίστοιχης χρονικής στιγμής, τα αντίστοιχα μεγέθη των προηγούμενων ημερών χρησιμοποιούνται αυτούσια. Λόγω της έλλειψης μεγάλου πλήθους διανυσμάτων και λαμβάνοντας τις υποδείξεις των Lamedica et al [42] είναι αναγκαία η εξέταση της εισαγωγής και των ομάδων φορτίων είτε με ξεχωριστές διαμορφώσεις ΤΝΔ, είτε με χρήση των περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi g/P)$, $\sin(2\pi g/P)$), όπου g είναι η ομάδα στην οποία ανήκει η τρέχουσα ημέρα και P το συνολικό πλήθος των ομάδων κατηγοριοποίησης.

Πίνακας 3.18: Συσχέτιση ωριαίων φορτίων διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος με θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης για τη χρονική περίοδο 1-10-1999 ως 30-9-2000

Ώρα		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Αθήνα	T	0,383	0,404	0,237	0,261	0,349	0,391	0,325	0,289	0,341	0,342	0,401	0,452
	T^2	0,508	0,530	0,376	0,401	0,483	0,519	0,459	0,393	0,433	0,430	0,498	0,553
	T_σ^2	0,043	0,031	0,187	0,137	0,057	0,010	0,147	0,089	0,024	0,404	0,445	0,466
Θεσ/κη	T	0,378	0,395	0,222	0,222	0,318	0,365	0,294	0,269	0,322	0,324	0,381	0,430
	T^2	0,560	0,578	0,422	0,422	0,506	0,544	0,477	0,409	0,447	0,430	0,499	0,554
	T_σ^2	-0,021	-0,035	0,135	0,083	-0,013	-0,066	0,019	-0,022	-0,087	0,023	0,017	-0,003
Ώρα		13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Αθήνα	T	0,477	0,475	0,481	0,434	0,302	0,192	0,045	-0,008	0,214	0,489	0,554	0,388
	T^2	0,571	0,566	0,566	0,533	0,416	0,305	0,162	0,111	0,327	0,588	0,651	0,509
	T_σ^2	0,650	0,627	0,608	0,540	0,594	0,579	0,424	0,462	0,329	-0,030	-0,089	0,098
Θεσ/κη	T	0,466	0,468	0,472	0,414	0,270	0,137	-0,015	-0,056	0,194	0,511	0,573	0,389
	T^2	0,579	0,575	0,573	0,526	0,400	0,273	0,151	0,101	0,335	0,646	0,710	0,561
	T_σ^2	0,265	0,238	0,213	0,360	0,461	0,507	0,420	0,421	0,227	-0,151	-0,199	0,008



Σχήμα 3.25: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίων καταναλωτή για το επόμενο 24-ώρο

3.6. Εφαρμογή της Αναπτυχθείσας Μεθοδολογίας Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου σε Βιομηχανικό Καταναλωτή

Τα δεδομένα που υπάρχουν για το βιομηχανικό καταναλωτή της § 2.7.1 είναι η ενεργός ισχύς που καταγράφεται ανά δεκαπεντάλεπτα για τη χρονική περίοδο από το Φεβρουάριο 2003 ως το Φεβρουάριο 2004 (με πραγματικά διαθέσιμες ημέρες 292 λόγω των κενών που υπάρχουν στα αντίστοιχα στοιχεία) και οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες περιοχής Αθηνών (μετεωρολογικός σταθμός Πολυτεχνειούπολης Ζωγράφου). Κατά τη μελέτη της συσχέτισης των φορτίων του με τις αντίστοιχες διαθέσιμες θερμοκρασίες προσδιορίζεται ένα σύνολο ζευγών τιμών (χρονική στιγμή–συντελεστής συσχέτισης), τα οποία αποτελούν ένδειξη για τη χρησιμοποίηση ή μη της θερμοκρασίας. Από τα αποτελέσματα του πίνακα 3.19 (όπου καταγράφονται οι αντίστοιχοι συντελεστές συσχέτισης ενδεικτικά για ορισμένες ώρες ως προς το ενιαίο σύνολο φορτίων και την ομάδα φορτίου 10) προκύπτει ότι στην περίπτωση ενιαίας αντιμετώπισης των φορτίων υπάρχει εξάρτηση με την αντίστοιχη θερμοκρασία (κυρίως στις ημέρες διακοπών και αργιών). Αντίθετα για τις εργάσιμες ημέρες (ομάδες 9 και 10 με πλήθος 202 έναντι συνολικών 292 διανυσμάτων) η συσχέτιση αυτή είναι περιορισμένη.

Πίνακας 3.19: Ενδεικτική καταγραφή συντελεστών συσχέτισης 15-λέπτων φορτίων βιομηχανικού καταναλωτή με ωριαίες θερμοκρασίες Αθηνών (περιοχής εγκατάστασής του) για το σύνολο των φορτίων και για την τυπική ομάδα φορτίου 10 για τις διαθέσιμες ημέρες της χρονικής περιόδου 1-2-2003 ως 28-2-2004

	Ώρα	0:00	2:00	4:00	6:00	8:00	10:00	12:00	14:00	16:00	18:00	21:00	Μέση απόλυτη τιμή
Σύνολο φορτίου	T	-0,298	-0,312	-0,326	-0,296	-0,328	-0,293	-0,298	-0,306	-0,305	-0,306	-0,272	0,303
	T^2	-0,349	-0,365	-0,382	-0,346	-0,377	-0,346	-0,353	-0,356	-0,355	-0,352	-0,318	0,353
	T_σ^2	0,137	0,146	0,156	0,135	0,107	-0,012	-0,111	-0,136	-0,083	0,036	0,116	0,110
Ομάδα 10	T	0,102	0,115	0,049	0,075	0,013	-0,008	-0,021	0,009	0,002	-0,018	0,023	0,043
	T^2	0,114	0,124	0,056	0,089	0,023	0,001	-0,032	0,014	-0,003	0,009	0,062	0,050
	T_σ^2	-0,050	-0,078	-0,034	-0,051	-0,002	0,035	-0,031	0,011	-0,007	0,083	0,066	0,049

Αν πραγματοποιηθεί η αντίστοιχη μελέτη συσχέτισης για το σύνολο των 94 πελατών μέσης τάσης (της § 2.7), προκύπτει ότι οι περισσότεροι πελάτες έχουν μία ελαφρά εξάρτηση από τη θερμοκρασία (πίνακας 3.20), η οποία όμως πρέπει να διερευνηθεί κατά περίπτωση. Διότι, όπως φάνηκε και από το παράδειγμα, η συσχέτιση του φορτίου των εργάσιμων ημερών της βιομηχανίας πρακτικά είναι πολύ μικρή σε σχέση με τη θερμοκρασία, παρά τις αντίθετες αρχικές ενδείξεις. Αν ληφθεί υπόψη ότι με βάση τον πίνακα 3.18 οι μέσες απόλυτες τιμές των συντελεστών συσχέτισης του φορτίου του συστήματος ως προς τη θερμοκρασία Αθηνών T ή το τετράγωνό της T^2 ή το τετράγωνο της απόκλισης της θερμοκρασίας από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης T_σ^2 είναι 0,343, 0,454 και 0,294 αντίστοιχα (για την πόλη της Θεσσαλονίκης είναι 0,328, 0,470, 0,166 αντίστοιχα), τότε προτείνεται η χρήση του 0,2 ως ορίου συσχέτισης πάνω από το οποίο θα γίνεται χρήση των αντίστοιχων θερμοκρασιών.

Πίνακας 3.20: Επίπεδα συντελεστών συσχέτισης 15-λέπτων φορτίων 94 καταναλωτών μέσης τάσης με ωριαίες θερμοκρασίες περιοχής εγκατάστασής τους για το σύνολο των φορτίων

Επίπεδο συντελεστή	0 - 0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	0,4-0,5	0,5 -0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
T	6	18	23	13	19	6	5	3	1	0
T^2	6	18	22	13	17	10	3	4	1	0
T_σ^2	10	34	28	14	6	2	0	0	0	0

Στη συνέχεια γίνεται η μετάβαση στον πυρήνα της αναπτυχθείσας μεθοδολογίας, δηλαδή στα μοντέλα πρόβλεψης. Διακρίνονται τρεις περιπτώσεις: (α) η εφαρμογή ΤΝΔ χωρίς ξεχωριστές εκτελέσεις ανά τυπική ομάδα φορτίου, (β) η εφαρμογή διαφορετικών ΤΝΔ ανά τυπική ομάδα φορτίου και (γ) η χρήση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου του πρώτου σταδίου της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης καταναλωτών της § 2.7 ως ενδεικτικές μελλοντικές καμπύλες του καταναλωτή.

Στην πρώτη περίπτωση οι είσοδοι του ΤΝΔ μπορεί να είναι:

- τα φορτία της προηγούμενης ημέρας, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή χωρίς συμπίεση δεδομένων φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 123 εισόδων (σενάριο 1),
- τα φορτία της προηγούμενης ημέρας, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες με χρήση συμπίεσης δεδομένων καταλήγοντας σε 9 από 120 στοιχεία, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή και οι αντίστοιχες τιμές φορτίου και θερμοκρασίας της προηγούμενης μέρας φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 14 εισόδων (σενάριο 2),
- τα φορτία των δύο προηγούμενων ημερών, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή χωρίς συμπίεση δεδομένων φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 243 εισόδων (σενάριο 3),
- τα φορτία των δύο προηγούμενων ημερών, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες με χρήση συμπίεσης δεδομένων καταλήγοντας σε 15 από 240 στοιχεία, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή και οι αντίστοιχες τιμές φορτίου και θερμοκρασίας των δύο προηγούμενων ημερών φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 22 εισόδων (σενάριο 4),

- τα φορτία της προηγούμενης ημέρας, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες με χρήση συμπίεσης δεδομένων καταλήγοντας σε 9 από 120 στοιχεία, οι δύο περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, οι δύο περιοδικές συναρτήσεις έκφρασης των τυπικών ομάδων φορτίων, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή και οι αντίστοιχες τιμές φορτίου και θερμοκρασίας της προηγούμενης μέρας φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 16 εισόδων (σενάριο 5),
- τα φορτία των δύο προηγούμενων ημερών, οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες με χρήση συμπίεσης δεδομένων καταλήγοντας σε 15 από 240 στοιχεία, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, οι δύο περιοδικές συναρτήσεις έκφρασης των τυπικών ομάδων φορτίων, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή και οι αντίστοιχες τιμές φορτίου και θερμοκρασίας των δύο προηγούμενων ημερών φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 24 εισόδων (σενάριο 6).
- τα φορτία των αντίστοιχων 4 τελευταίων χρονικών σημείων της προηγούμενης ημέρας (t, t-1, t-2, t-3), η αντίστοιχη ωριαία θερμοκρασία, οι δύο περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή με συνολικό πλήθος 8 εισόδων (σενάριο 7),
- τα φορτία των αντίστοιχων 4 τελευταίων χρονικών σημείων των 2 προηγούμενων ημερών (t, t-1, t-2, t-3), οι αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες, οι δύο περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η θερμοκρασία που αντιστοιχεί στην υπό πρόβλεψη χρονική στιγμή με πλήθος εισόδων 13 (σενάριο 8).

Για τα προαναφερθέντα σενάρια κατασκευάζεται ένα ΤΝΔ για κάθε 15-λέπτο της υπό πρόβλεψης μέρας και εκπαιδεύεται μέσω της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης (έχοντας ως βασικές ρυθμίσεις $\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$, όριο σφάλματος 10^{-5} και μέγιστο πλήθος επαναλήψεων 5000). Κατά τη χρήση της τεχνικής συμπίεσης PCA το ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων είναι 99%. Ενδεικτικά στον πίνακα 3.21 καταγράφονται τα αποτελέσματα για τις 12:00 το μεσημέρι και τα αντίστοιχα συνολικά. Αν συγκριθούν οι μέθοδοι εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων για το σενάριο 5 (που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα), τότε με βάση τα αποτελέσματα του πίνακα 3.22 προκύπτει ότι στην παρούσα περίπτωση υπερτερεί της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης.

Στη δεύτερη περίπτωση κατασκευάζονται για κάθε 15-λέπτο ένα ανεξάρτητο ΤΝΔ ανά τυπική ομάδα φορτίου, οπότε οι είσοδοι του ΤΝΔ διαμορφώνονται ανάλογα με την ομάδα. Στην περίπτωση του συγκεκριμένου βιομηχανικού καταναλωτή για την τυπική ομάδα φορτίου 10 (που αντιστοιχεί στην πολυπληθέστερη ομάδα και εκπροσωπεί τις εργάσιμες ημέρες) το φορτίο είναι πρακτικά ασυσχέτιστο με τη θερμοκρασία, οπότε η τελευταία δεν χρησιμοποιείται. Οι αντίστοιχοι είσοδοι μπορούν να είναι:

- τα φορτία της προηγούμενης ημέρας, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, χωρίς συμπίεση δεδομένων φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 98 εισόδων (σενάριο 9),
- τα φορτία της προηγούμενης ημέρας με χρήση συμπίεσης δεδομένων καταλήγοντας σε 42 από 96 στοιχεία, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, η αντίστοιχη τιμή φορτίου της προηγούμενης μέρας φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 45 εισόδων (σενάριο 10),
- τα φορτία των δύο προηγούμενων ημερών, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, χωρίς συμπίεση δεδομένων φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 194 εισόδων (σενάριο 11),
- τα φορτία των δύο προηγούμενων ημερών, καταλήγοντας σε 65 από 192 στοιχεία, οι περιοδικές συναρτήσεις του είδους της ημέρας της εβδομάδας, οι αντίστοιχες τιμές φορτίου των δύο προηγούμενων ημερών φθάνοντας σε συνολικό πλήθος 69 εισόδων (σενάριο 12).

Στην περίπτωση χρησιμοποίησης του αλγορίθμου εκπαίδευσης βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης για τα σενάρια (9 ως 12) κατασκευάζεται ένα ΤΝΔ για κάθε 15-λέπτο της υπό πρόβλεψης μέρας (έχοντας ως βασικές ρυθμίσεις $\sigma=10^{-5}$, $\lambda_0=5\text{x}10^{-8}$, όριο σφάλματος 10^{-5}, μέγιστο πλήθος επαναλήψεων 5000, ποσοστό περιγραφής της διασποράς των δεδομένων για PCA 99%). Στον πίνακα 3.23 καταγράφονται τα αποτελέσματα για τις 12:00 το μεσημέρι και τα αντίστοιχα συνολικά.

Εναλλακτικά μπορεί η πρόβλεψη φορτίου να γίνει μέσω της κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών φορτίου, χωρίς τη χρήση ΤΝΔ, δίνοντας μία πρώτη εκτίμηση του φορτίου που αναμένεται ανάλογα με την αντίστοιχη ομάδα που κατατάσσεται η αντίστοιχη ημέρα. Στην περίπτωση του βιομηχανικού καταναλωτή καταγράφονται τα αντίστοιχα σφάλματα στον πίνακα 3.24, από το οποίο προκύπτουν ικανοποιητικά αποτελέσματα (ειδικά για τις εργάσιμες ημέρες). Συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης για 10 ομάδες με χρήση της κ-μέσων και του δείκτη καταλληλότητας *WCBCR*, που προτείνεται προς χρήση σύμφωνα με τα καταγραφέντα της § 2.7.1.1. Δεν χρειάζεται η κατασκευή συνόλου αξιολόγησης, καθώς στα ΤΝΔ είναι αναγκαία η χρήση του για την αξιολόγηση του ΤΝΔ που κατασκευάζεται με το σύνολο εκπαίδευσης. Αντίθετα στη διαδικασία κατηγοριοποίησης δεν έχει τεθεί τέτοιο πρόβλημα.

Πίνακας 3.21: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος φορτίου (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου στις 12:00 το μεσημέρι και η αντίστοιχη μέση τιμή των 96 χρονικών σημείων για ένα 24-ώρο πρόβλεψης για το βιομηχανικό καταναλωτή για τα σενάρια 1 ως 8

	Πρόβλεψη φορτίου στις 12:00 το μεσημέρι					Μέση τιμή από τις προβλέψεις 96 χρονικών σημείων		
α/α σεναρίου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου
1	22,003	22,921	24,072	17	f_1=1/(1+exp(-*0,2*x)), f_o=tanh(*0,20*x)	22,047	23,990	24,168
2	17,421	19,192	27,910	48	f_1=tanh(*0,20*x), f_0=1/(1+exp(-*0,20*x))	17,473	19,988	28,105
3	21,691	21,527	22,090	28	f_1=1/(1+exp(-*0,2*x)), f_o=tanh(*0,40*x)	21,908	23,603	22,753
4	22,195	21,970	21,611	19	f_1=1/(1+exp(-*0,25*x)), f_o=*0,25*x	23,083	22,629	22,043
5	23,769	10,357	13,333	19	f_1=tanh(*1,25*x), f_o=*0,25*x	24,364	12,460	12,606
6	43,678	12,539	13,263	17	f_1=1/(1+exp(-*0,20*x)), f_o=*0,30*x	42,805	13,789	12,660
7	27,441	27,102	21,031	4	f_1=tanh(*0,25*x), f_o=tanh(*0,25*x)	27,496	28,210	21,073
8	27,443	27,102	21,031	4	f_1=tanh(*0,20*x), f_o=tanh(*0,20*x)	27,854	29,590	21,283

Πίνακας 3.22: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος φορτίου (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου στις 12:00 το μεσημέρι και η αντίστοιχη μέση τιμή των 96 χρονικών σημείων για ένα 24-ώρο πρόβλεψης με βάση το σενάριο 5 για το βιομηχανικό καταναλωτή για διαφορετικούς τρόπους εκπαίδευσης (σύμφωνα με τα αναγραφόμενα του πίνακα 3.9)

	Πρόβλεψη φορτίου στις 12:00 το μεσημέρι						Μέση τιμή από τις προβλέ-ψεις 96 χρονικών σημείων		
α/α μεθόδου εκπαίδ. ΤΝΔ	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	Λοιπές παράμετροι	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου
1	22,780	11,131	14,171	21	f_1=tanh(*0,40*x), f_o= tanh(*0,20*x)	α_0=0,5, T_α=1000, η_0=0,5, T_η= 1000, e=10^{-5}, maxepochs=5000	23,463	13,576	14,409
2	23,899	10,918	13,598	13	f_1=tanh(*0,25*x), f_0=tanh(*0,25*x)	α_0=0,4, T_α=1000, η_0=0,4, T_η= 1000, e=10^{-5}, maxepochs=5000	24,377	12,711	13,691
3	24,152	11,308	14,325	23	f_1=tanh(*0,50*x), f_o=tanh(*0,25*x)	η_0=0,08, e=10^{-5}, max_epochs= 5000	24,412	13,471	14,654
11	23,769	10,357	13,333	19	f_1=tanh(*0,75*x), f_o=*0,25*x	σ=10^{-5}, λ_0=5x10^{-8}, e=10^{-5}, max_epochs= 5000	24,364	12,460	12,606

Πίνακας 3.23: Σύνοψη μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος φορτίου (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης, ελέγχου στις 12:00 το μεσημέρι και η αντίστοιχη μέση τιμή των 96 χρονικών σημείων για ένα 24-ώρο πρόβλεψης της τυπικής ομάδας 10 για το βιομηχανικό καταναλωτή για τα σενάρια 9 ως 12

	Πρόβλεψη φορτίου στις 12:00 το μεσημέρι					Μέση τιμή από τις προβλέψεις 96 χρονικών σημείων		
α/α σεναρίου	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου	Νευρώνες	Συναρτήσεις ενεργο-ποίησης	MAPE (%) συνόλου εκπαίδευσης	MAPE (%) συνόλου Αξιολόγησης	MAPE (%) συνόλου ελέγχου
9	6,488	10,528	10,743	71	f_1=*0,50*x, f_2=tanh(*0,25*x),	6,501	10,560	10,786
10	4,490	9,532	11,162	50	f_1=tanh(*0,50*x), f_2=tanh(*0,10*x),	4,504	9,579	11,240
11	7,456	6,280	9,736	25	f_1=*0,50*x, f_o=*0,40*x	6,439	8,817	9,899
12	6,806	7,105	10,122	32	f_1=*0,25*x, f_0=1/(1+exp(-*0,25*x))	7,078	7,319	10,325

Πίνακας 3.24: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα φορτίου (MAPE (%)) των συνόλων εκπαίδευσης, και ελέγχου στις 12:00 το μεσημέρι και η αντίστοιχη μέση τιμή των 96 χρονικών σημείων για ένα 24-ώρο πρόβλεψης για το βιομηχανικό καταναλωτή με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης καταναλωτών σε δύο επίπεδα με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων (§ 2.7)

	MAPE (%) συνόλου	Σύνολο φορτίων	Ομάδα 10
Πρόβλεψη φορτίου στις 12:00 το μεσημέρι	εκπαίδευσης	11,376	5,808
	ελέγχου	11,823	9,201
Μέση τιμή από τις προβλέψεις 96 χρονικών σημείων	εκπαίδευσης	10,347	5,690
	ελέγχου	12,296	8,503

Από τη σύγκριση των προαναφερθέντων σεναρίων προκύπτει ότι στην περίπτωση ενιαίας αντιμετώπισης των στοιχείων του καταναλωτή τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση των φορτίων της προηγούμενης ημέρας και των αντίστοιχων θερμοκρασιών (συμπιεσμένα με τη μέθοδο των βασικών συνιστωσών), των περιοδικών συναρτήσεων του είδους της ημέρας της εβδομάδας και της τυπικής ομάδας φορτίου (σενάριο 5) φθάνοντας σε σφάλματα πρόβλεψης της τάξης του 12,6%. Στην περίπτωση ξεχωριστής αντιμετώπισης των ομάδων του βιομηχανικού καταναλωτή η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται με τη χρήση των φορτίων των δύο τελευταίων όμοιων ημερών, καθώς και των περιοδικών συναρτήσεων του είδους της ημέρας της εβδομάδας (σενάριο 11) με σφάλματα πρόβλεψης της τάξης του 9,9% για την ομάδα 10 που είναι η πολυπληθέστερη και αντιστοιχεί στις εργάσιμες ημέρες υψηλού φορτίου. Η απλή μέθοδος εκτίμησης φορτίων με άμεση χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης δίνει αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα, ελαφρώς καλύτερα από τα αντίστοιχα των ΤΝΔ με 12,3% και 8,5% αντίστοιχα για το σύνολο των ομάδων και για την ομάδα 10. Ωστόσο σε όλες τις περιπτώσεις απαιτείται η γνώση της τυπικής ομάδας, διαφορετικά δεν μπορεί να μειωθεί το σφάλμα κάτω από το 24% (σενάριο 1) λόγω έλλειψης δεδομένων.

Λόγω των ιδιαιτεροτήτων της πρόβλεψης φορτίου ανά καταναλωτή δεν γίνεται καταγραφή των επικρατούντων μεθόδων, διότι υπάρχουν αρκετοί συνδυασμοί μεταξύ επιλογής εισόδων, ειδών εκπαίδευσης ΤΝΔ κα. Επίσης τα ολιγάριθμα δεδομένα φορτίων που δίνονται ανά καταναλωτή δεν επιτρέπουν την εξαγωγή ασφαλών αποτελεσμάτων για τις πιο κατάλληλες μεθόδους πρόβλεψης, σε αντίθεση με το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα. Απλώς σημειώνεται ότι τα μέσα απόλυτα σφάλματα που επιτεύχθηκαν για τους 94 πελάτες μέσης τάσης κυμαίνονται μεταξύ του 4% και 20% για το σύνολο αξιολόγησης και 6% με 22% για το σύνολο ελέγχου.

3.7. Συμπεράσματα

Κατά τη μελέτη της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα έγινε μία εκτεταμένη σύγκριση διαφόρων μεθόδων εκπαίδευσης πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπως είναι ο αλγόριθμος της οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος, με ή χωρίς όρο ορμής και ρυθμό μάθησης, με προσαρμοστικούς κανόνες των δύο τελευταίων, με παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή ή ανά πρότυπο, ο αλγόριθμος της συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* και *Polak-Ribiere*, με ή χωρίς την αρχικοποίηση των *Powell-Beale*, η μέθοδος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, ο ευπροσάρμοστος αλγόριθμος και οι μέθοδοι *Newton* (τέμνουσας ενός βήματος, *quasi-Newton*, *Levenberg-Marquardt*). Τα καλύτερα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν είτε με τον βασικό αλγόριθμο χρησιμοποιώντας απλούς ή προσαρμοστικούς κανόνες των όρων ορμής και του ρυθμού μάθησης με ανά πρότυπο παρουσίαση, είτε με τη μέθοδο της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, αρκεί να γίνει η κατάλληλη ρύθμιση των παραμέτρων τους. Οι είσοδοι του ΤΝΔ είναι τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτεταρώρων, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, οι αντίστοιχες διαφορές των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών και τα τετράγωνα των αποκλίσεων των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με επτά δυαδικές μεταβλητές και η εποχικότητα της ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω περιοδικών συναρτήσεων (σενάριο 1, [9]). Ισοδύναμα μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας οι αντίστοιχες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης αντί των μεγίστων τιμών, διαφορών και τετραγώνων των αποκλίσεων, καθώς να εκφραστεί η περιοδικότητα του είδους της εβδομάδας μέσω μίας ημιτονοειδούς και μίας συνημιτονοειδούς συνάρτησης αντί των δυαδικών μεταβλητών. Η χρησιμοποίηση ομάδων φορτίου ή τεχνικών συμπίεσης δεν βελτιώνουν τα αποτελέσματα. Οι έξοδοι του ΤΝΔ μπορούν να

είναι είτε εικοσιτέσσερις, είτε μία κατασκευάζοντας ένα ΤΝΔ για κάθε ώρα. Με το τελευταίο επιτυγχάνεται σημαντικά λιγότερος υπολογιστικά χρόνος. Τα βέλτιστα αποτελέσματα ως προς τις ομαλές ημέρες είναι 1,50% και 1,72% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα. Η ξεχωριστή αντιμετώπιση των αργιών είναι αναγκαία είτε με την τεχνική του Κιαρτζή [9], είτε με τη χρήση ΤΝΔ και ομαδοποίησης (ξεχωριστή κατασκευή ανά ομάδα). Η τελευταία δίνει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα (3,5% και 4,5% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα). Επίσης διαμορφώθηκαν τα διαστήματα εμπιστοσύνης των καμπυλών του υπό πρόβλεψη φορτίου με τη χρήση της μεθόδου της επαναδειγματοληψίας και προσδιορίστηκε το μέγεθος των δεδομένων που χρειάζονται για το σχηματισμό του συνόλου επικύρωσης (10% επί των συνολικών στοιχείων). Τέλος διαπιστώθηκε ότι η χρήση δεδομένων των τριών πιο πρόσφατων παρελθόντων ετών είναι ικανοποιητική για την εκπαίδευση του ΤΝΔ ανά έτος.

Για τη μελέτη του ίδιου προβλήματος σε μεμονωμένους καταναλωτές μέσης τάσης αναπτύχθηκε μία μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, η οποία βασίζεται σε ΤΝΔ και στο πρώτο στάδιο της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης καταναλωτών, ενώ αντιμετωπίζει την εξάρτηση του φορτίου από τη θερμοκρασία, με τη χρήση κατάλληλων συντελεστών συσχέτισης. Το μικρό πλήθος δεδομένων φορτίων που δίνονται ανά καταναλωτή δεν επιτρέπουν την εξαγωγή ασφαλών αποτελεσμάτων για τις πιο κατάλληλες μεθόδους πρόβλεψης όσον αφορά τα ΤΝΔ. Ωστόσο ικανοποιητικά αποτελέσματα δίνει η άμεση χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης με την προϋπόθεση της γνώσης της ομάδας φορτίου της υπό πρόβλεψη ημέρας.

3.8. Βιβλιογραφία

[1] Γ.Κονταξής, Β.Κ.Παπαδιάς: «Ηλεκτρική Οικονομία», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1996

[2] G.A.Hamoud, E.G.Neudorf, A.L.Hubert: "Reliance on non-utility generation in planning customer delivery systems", IEEE Tran. on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1795- 1802

[3] M.H. Nehrir , P.S. Dolan , V.Gerez , W.J. Jameson: "Development and validation of a physically-based computer model for predicting winter electric heating loads", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.1, February 1995, pp. 266-272

[4] B.Rautenbach, I.E.Lane: "The multi-objective controller: a novel approach to domestic hot water load control", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1832-1837

[5] M. H. Gravener, C. Nwankpa: "Available transfer capability and first order sensitivity", IEEE Transactions on Power Systems, Vol.14, No.2, May 1999, pp. 512-518

[6] B. F.Hobbs, S. Jitprapaikulsarn, D. J. Maratukulam: "Analysis of the value for unit commitment of imporved load forecasts", IEEE Tran. on Power Systems, Vol.14, No.4, November 1999, pp. 1342-48

[7] H.B.Gooi, D.P.Mendes, K.R.W.Bell, D.S.Kirschen: "Optimal scheduling of spinning reserve", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.4, November 1999, pp. 1485-1492

[8] M. E. Baran, A. W.Kelley: "State estimation for real-time monitoring of distribution systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.3, August 1994, pp. 1601-1609

[9] Σπ. Κιαρτζής: «Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου», Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998

[10] T.W.S.Chow, C.T.Leung: "Neural network based short-term load forecasting using weather compensation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1736-1742

[11] A.D. Papalexopoulos, T. C.Hesterberg: "A regression-based approach to short-term system load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No.4, November 1990, pp. 1535-1547

[12] J. Y. Fan , J. D. McDonald: "A real-time implementation of short-term load forecasting for distribution power systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.2, May 1994, pp. 988-994

[13] A. Khotanzad, R. Afkhami-Rohani, D. Maratukulam: "Artificial neural network short-term load forecaster-Generation three", IEEE Tran. on Power Systems, Vol. 13, No.4, November 1998, pp. 1413-1422

[14] O. Hyde , P.F. Hodnett: "An adaptable automated procedure for short-term electricity load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.1, February 1997, pp. 84-94

[15] T. Haidda, S. Muto: "Regression based peak load forecasting using a transformation technique", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1788-1794

[16] D.G.Infield, D.C.Hill: "Optimal smoothing for trend removal in short term electricity demand forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.3, August 1998, pp. 1115-1120

[17] P. Rupanagunta, M. L. Baughman, J. W. Jones: "Scheduling of cool storage using non-linear programming techniques", IEEE Tran. on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp. 1279-1285

[18] C. W. Gellings, R. W. Taylor : "Electric load curve synthesis – A computer simulation of an electric utility load shape", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1980, preprint 80 SM 584-3, or Talukdar & Gellings: "Load Management", IEEE Press, pp. 111-116

[19] H.R.Kassaei, A.Keyhani, T.Woung, M.Rahman: "A hybrid fuzzy neural network bus load modeling and prediction", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.2, May 1999, pp. 718-724

[20] G. Kariniotakis, E.Nogaret: "Secure wind power penetration in isolated systems: Load & wind power forecasting using artificial intelligence methods", CARE Workshop, Crete, 16-17 July 1999, p. 22

[21] Β.Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994

[22] I. Moghram, S. Rahman: "Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techiques", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, No.4, November 1989, pp. 1484-1491

[23] J. H. Broehl : "An end-use approach to demand forecasting", Talukdar & Gellings: "Load Management", IEEE Press, pp. 117-121

[24] H.-T. Yang, C. M. Huang, C.L. Huang: "Identification of ARMAX model for short term load forecasting: an evolutionary programming approach", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.1, February 1996, pp. 403-408

[25] A.D. Papalexopoulos, S. Hao, T.M. Peng: "An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS", IEEE Tran. on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp.1956-62

[26] A. Cavallini , G. Mazzanti , G. C. Montanari : "Inference of a continuous auto-regressive model for the forecasting of non-stationary stochastic processes deriving from energy demand in electrical networks", Melecon Conference 1996, Volume 2, pp.726-729

[27] W. Charytoniuk, M.S.Chen, P.Van Olinda: "Nonparametric regression based short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.3, August 1998, pp. 725-730

[28] A. Khotanzad, R.-C. Hwang, A. Abaye, D. Maratukulam: "An adaptive modular artificial neural network hourly load forecaster and its implementation at electric utilities", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp. 1716-1722

[29] A. Khotanzad, R. Afkhami-Rohani, T.-L. Lu, A. Abaye, M. Davis, D. Maratukulam: "ANNSTLF-Neural network-based electric load forecasting system", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, No.4, July 1996, pp. 835-846

[30] A.G.Bakirtzis, V.Petridis, S.J.Kiartzis, M.C.Alexiadis, A.H.Maissis: "A neural network short term load forecasting model for the Greek power system", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.2, May 1996, pp. 858-863

[31] S.J.Kiartzis, C.E.Zournas, J.M.Theocharis, A.G.Bakirtzis, V.Petridis: "Short term load forecasting in an autonomous power system using artificial neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.4, November 1997, pp. 1591-1596

[32] O. Mohammed, D. Park, R. Merchant, T. Dinh, C. Tong, A. Azeem: "Practical experiences with an adaptive neural network short-term load forecasting system", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.1 , February 1995, pp. 254-265

[33] S. Barghinia, P.Ansarimehr, H. Habibi, N. Vafadar: "Short-term load forecasting of Iran national power system using artificial neutral network", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference, Porto, Portugal, p.5

[34] J. Vermaak, E.C.Botha: "Recurrent neural networks for short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.1, February 1998, pp. 126-132

[35] S.-T. Chen, D.C. Yu, A.R. Moghaddamjo: "Weather sensitive short-term load forecasting using nonfully connected artificial neural network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No.3, August 1992, pp. 1098-1105

[36] A.S. AlFuhaid, M.A.El-Sayed, M.S.Mahmoud: "Cascaded artificial neural networks for short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems , Vol. 12, No.4, November 1997, pp. 1524-1529

[37] Z. Gontar , N. Hatziargyriou: "Short term load forecasting with radial basis function network» , 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10^{th}-13^{th} September, Porto, Portugal, p.4

[38] K. Kalaitzakis, G.S. Stavrakakis, E.M. Anagnostakis: "Short-term load forecasting based on artificial neural networks parallel implementation", Electric Power Systems Research, Vol. 63 (2002), pp. 185-196

[39] D. K. Ranaweera, G. G. Karady, R.G.Farmer: "Effect of probabilistic inputs on neural network-based electric load forecasting", IEEE Tran. on Neural Networks, Vol. 7, No.6, November 1996, pp. 1528-32

[40] J. W. Taylor, R. Buizza: "Neural network load forecasting with weather ensemble predictions", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 3, August 2002, pp.626-632

[41] T. Senjyu, H. Takara, K. Uezato, T. Funabashi: "One-hour-ahead load forecasting using neural network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 1, February 2002, pp.113-118

[42] R.Lamedica, A.Prudenzi, M.Sforna, M.Caciotta, V.O. Cencelli: "A neural network based technique for short-term forecasting of anomalous load periods", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1749-1756

[43] H. Yoo, R. L. Pimmel: "Short-term load forecasting using a self-supervised adaptive neural network", IEEE Transactions on Power Systems , Vol. 14, No.2, May 1999, pp. 779-784

[44] H. Mori, A. Yuihara: "Deterministic annealing clustering for ANN-based short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, No 3, August 2001, pp.545-551

[45] I. Drezga, S.Rahman: "Input variable selection for ANN-based short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.4, November 1998, pp. 1238-1244

[46] I.Drezga, S.Rahman: "Short-term load forecasting with local ANN predictors", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.3, August 1999, pp. 844-850

[47] A. A. Ding: "Neural-network prediction with noisy predictors", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, No.5, September 1999, pp. 1196-1203

[48] M.H. Choueiki, C. A. Mount-Campbell, S. C. Ahalt: "Building a 'Quasi optimal' neural network to solve the short-term load forecasting problem", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.4, November 1997, pp. 1432-1439

[49] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, R. C. Souza: "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation», IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, No 1, February 2001, p.44-55

[50] M.H. Choueiki, C.A. Mount-Campbell, S. C. Ahalt: "Implementing a weighted least squares procedure in training a neural network to solve the short-term load forecasting problem", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.4, November 1997, pp. 1689-1694

[51] A.P.A. Silva, L.S. Moulin: "Confidence intervals for neural network based short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 4, November 2000, p.1191-1196

[52] L.M. Saini, M.K. Soni: "Artificial neural network-based peak load forecasting using conjugate gradient methods", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 3, August 2002, pp.907-912

[53] D. Srinivasan, C.S.Chang, A.C.Liew: "Demand forecasting using fuzzy neural computation, with special emphasis on weekend and public holiday forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.4, November 1995, pp. 1897-1903

[54] H. Mori, H. Kobayashi: "Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.1, February 1996, pp. 390-396

[55] J. Nazarko, W.Zalewski : "The fuzzy regression approach to peak load estimation in power distribution systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.3, August 1999, pp. 809-814

[56] A.G.Bakirtzis, J.B.Theocharis, S.J.Kiartzis, K.J.Satsios: "Short term load forecasting using fuzzy neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp. 1518-1524

[57] S.E.Papadakis, J.B.Theocharis, S.J.Kiartzis, A.G.Bakirtzis: "A novel approach short-term load forecasting using fuzzy neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.2, May 1998, pp. 480-492

[58] P.A.Mastorocostas, J.B.Theocharis, A.G.Bakirtzis: "Fuzzy modeling for short-term load forecasting using the orthogonal least squares method", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.1, February 1999, pp. 29-36

[59] K.H. Kim, J.K. Park, K.J. Hwang, S.H. Kim: "Implementation of hybrid short-term load forecasting system using artificial neural networks and fuzzy expert systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp.1534-1539

[60] K.H. Kim, H.S. Youn, Y.C. Kang: "Short-term load forecasting for special days anomalous load conditions using neural networks and fuzzy inference method", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No 2, May 2000, pp.559-565

[61] D. Srinivasan, S.S. Tan, C.S. Chang, E.K. Chan: "Parallel neural network-Fuzzy expert system strategy for short-term load forecasting: system implementation and performance evaluation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.3, August 1999, pp. 1100-1106

[62] M.Daneshdoost, M.Lotfalian, G.Bumroonggit, J.P.Ngoy: "Neural network with fuzzy set-based classification for short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.4, November 1998, pp. 1386-1391

[63] H.T. Yang, C.M. Huang: "A new short-term load forecasting approach using self-organizing fuzzy ARMAX models", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.1, February 1998, pp. 217-225

[64] N. Amjady: "Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, No 4, November 2001, pp.798-805

[65] W.Charytoniuk, M.S.Chen, P.Kotas, P.Van Olinda: "Demand forecasting in power distribution systems using nonparametric probability density estimation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.4 , November 1999, pp. 1200-1206

[66] Αρ. Λύκας: «Υπολογιστική Νοημοσύνη», Πρώτη Έκδοση, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999

[67] P.S. Ghosh, S. Chakravorti, N. Chatterjee: "Estimation of time-to-flashover characteristics of contaminated electrolytic surfaces using a neural network", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 2, No. 6, December 1995, pp. 1064-1074

[68] Α. Μπακόπουλος, Ι. Χρυσοβέργης: «Εισαγωγή στην Αριθμητική Ανάλυση», Δεύτερη Έκδοση, Εκδόσεις Συμεών, Αθήνα, 1994

[69] R. Fletcher, C. M. Reeves: "Function minimization by conjugate gradients", Computer Journal, Vol. 7, pp. 149-154, 1964

[70] E. Polak: "Computational Methods in Optimization: A Unified Approach", Academic Publication, New York, 1d edition, 1971

[71] M. J. Powell: "Restart procedures for the conjugate gradient method", Mathematical Programming, Vol. 12, pp. 241-254, 1977

[72] M.F. Moller: "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning", Neural Networks, Vol. 6, pp. 525-533, 1993

[73] K. Levenberg: "A method for the solution of certain problems in least squares", Quart. Application Mathematics, Vol. 2, pp. 164-168, 1944

[74] D. Marquardt: "An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters", SIAM Journal Application Mathematics, Vol. 11, pp. 431-441, 1963

[75] D.Hand, H.Manilla, P.Smyth: "Principles of Data Mining", 1st edition, The M.I.T. Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 2001

[76] R.O.Duda, P.E.Hart, D.G.Stork: "Pattern Classification", 1st edition, A Wiley-Interscience Publication, 2001

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

4.1. Βασικές Αρχές και Μεθοδολογίες Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας και Φορτίου

Κατά τη λειτουργική μελέτη ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας τίθενται ζητήματα, όπως της υδροθερμικής συνεργασίας, του προγραμματισμού αναγκαίων εισαγωγών ενέργειας ή δυνατοτήτων εξαγωγών, της συντήρησης μονάδων παραγωγής κα.. Σ' αυτά τα προβλήματα σημαντικό ρόλο διαδραματίζουν η ζητούμενη ενέργεια και η αιχμή φορτίου από πλευράς συστήματος. Ειδικά στην περίπτωση εφαρμογής μέτρων διαχείρισης φορτίου και εξοικονόμησης ενέργειας είναι αναγκαία η γνώση των αντίστοιχων μεγεθών ανά κατηγορία καταναλωτή. Σε αρκετές περιπτώσεις δεν είναι δυνατό να αναπτυχθούν μοντέλα τελικής ζήτησης ενέργειας λόγω έλλειψης αναλυτικών δεδομένων για τους καταναλωτές, γι' αυτό είναι αναγκαίο για οι εταιρείες διανομής ηλεκτρισμού να προσεγγίσουν την εξέλιξη της ζητούμενης ενέργειας ανά χρήση μακροσκοπικά. Ιδιαίτερα στα πλαίσια της απελευθερωμένης αγοράς ηλεκτρισμού η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη αποτελεί νευραλγικό σημείο για τη βιώσιμη ανάπτυξη μίας επιχείρησης ηλεκτρισμού.

Αναλυτικότερα η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας και φορτίου γίνεται για βάθος χρόνου ενός με τριών ετών με χρονικό βήμα εβδομάδας, μήνα, εποχής ή έτους. Αλληλοσυμπληρώνεται με τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη με χρονικό ορίζοντα 10-20 ετών, με χρονικό βήμα ενός έτους, η οποία δίνει απάντηση στα προβλήματα του μακροπρόθεσμου σχεδιασμού και της κατασκευής του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι βασικές μεθοδολογίες, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατά [1], είναι:

- μέθοδοι εξομάλυνσης (εποχιακού ή μη εποχιακού χαρακτήρα, σταθερού επιπέδου, γραμμικής ή μη γραμμικής τάσης),
- μέθοδοι αποσύνθεσης,
- μέθοδοι απλών ή πολλαπλών γραμμικών παλινδρομήσεων,
- αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητού μέσου όρου,
- οικονομετρικές μέθοδοι, οι οποίες βασίζονται σε αιτιατές σχέσεις.

Για την περίπτωση των μεθόδων μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου σε περιορισμένες γεωγραφικές περιοχές έχει αναπτυχθεί μία πλήρης κατηγοριοποίηση από τους Willis et al [2]. Συγκεκριμένα υπάρχουν τρεις βασικές μεθοδολογίες: της γενικής τάσης, των πολλών μεταβλητών και της προσομοίωσης. Η πρώτη στηρίζεται στα ιστορικά δεδομένα για την αιχμή φορτίου μίας μικρής περιοχής χρησιμοποιώντας συναρτήσεις προσέγγισης της χρονολογικής καμπύλης. Οι τεχνικές πολλών μεταβλητών χρησιμοποιούν και άλλες εισόδους πέρα της αιχμής του φορτίου. Οι διαδικασίες προσομοίωσης στηρίζονται στα είδη χρήσης γης προσδιορίζοντας κατηγορίες πελατών και την αντίστοιχη πυκνότητα φορτίου στη μικρή περιοχή. Οι βασικότερες μέθοδοι που στηρίζονται πρωταρχικά στα φορτία των παρελθόντων ετών είναι οι ακόλουθες:

- πολλαπλασιαστική παλινδρομική καμπύλη φορτίου για μικρή γεωγραφική περιοχή,
- μέθοδος ταιριάσματος κατηγοριών κατά την οποία γίνεται η ομαδοποίηση των μικρών περιοχών σε ομάδες των οποίων ο ρυθμός αύξησης του φορτίου είναι στα ίδια επίπεδα, όπου για κάθε ομάδα εφαρμόζεται η μέθοδος του παλινδρομικού μέσου,
- μέθοδος γενικής τάσης λόγων μεριδίων (*ratio shares trending*),

- πολλαπλασιαστική παλινδρομική μέθοδος με δυνατότητα αντιμετώπισης των ελεύθερων χώρων, όπου προσπαθεί να προσδιορίσει το ρυθμό αύξησης του φορτίου σε μικρές περιοχές που τα φορτία τους στο παρελθόν είναι μηδενικά,
- πολλαπλασιαστική μέθοδος λόγων μεριδίων (όμοια με τη δεύτερη προαναφερθείσα μέθοδο) μόνο που η μελέτη γίνεται χωριστά για κάθε κατηγορία πελατών (οικιακών, εμπορικών κτλ.),
- πολλαπλασιαστική περιστροφή όπου χρησιμοποιεί εκτός από τα συνολικό φορτίο και το φορτίο ανά κατηγορία πελάτη, τις ετήσιες αιχμές και χρήσεις γης και την αντίστοιχη πυκνότητα,
- μέθοδοι πρόβλεψης φορτίου με χρήση συναρτήσεων κεντροειδούς μορφής σε συνάρτηση με το χρόνο και τις οριζοντιογραφικές συντεταγμένες. Οι τελευταίες διαμορφώνουν κατάλληλα το ύψος του κέντρου, τη θέση του και την ακτίνα του, για να ικανοποιήσουν τα ιστορικά δεδομένα.

Υπάρχουν και οι μέθοδοι που στηρίζονται στη χρήση γης, όπου λαμβάνονται υπόψη οι κατηγορίες των πελατών ανά περιοχή και η αντίστοιχη πρόβλεψη του φορτίου που αποτελεί μέρος του συνόλου. Όλες οι μέθοδοι χρήσης γης ακολουθούν τα εξής τρία βασικά βήματα:

α. Αναγνώριση και ανάλυση των περιοχών της πόλης, ώστε να γίνει ο προσδιορισμός του ρυθμού αύξησης των διαφόρων τμημάτων της, συσχέτιση των διαφόρων περιοχών με τα κέντρα υψηλής δραστηριότητας που συνήθως παρουσιάζουν και τη μεγαλύτερη ανάπτυξη, όπως επίσης και η χρησιμοποίηση, αν είναι δυνατό, μοντέλων γύρω από τις μεταφορές, την οικονομία και την κοινωνική ανάπτυξη.

β. Λεπτομερής ανάλυση του πελάτη σε κάθε μικρή περιοχή σε τρία επίπεδα: καθόλου ανάλυση, ανάλυση γύρω από τις προτιμήσεις του πελάτη για τη χρήση γης και τις διάφορες ζώνες και εκτεταμένη, όπου γίνεται αναγνώριση των σχέσεων χρήσεων γης με τη δημιουργία εμπορικών κέντρων, νέων δρόμων κτλ..

γ. Με βάση τα προηγούμενα βήματα γίνεται ο προσδιορισμός της πυκνότητας των πελατών στο μέλλον για τη μικρή περιοχή, που με την κατάλληλη μετατροπή δίνει το ηλεκτρικό φορτίο των κατηγοριών των καταναλωτών μέσω ενός παράγοντα φορτίου-πυκνότητας, διαμορφώνοντας τις κατάλληλες χρονολογικές εικοσιτετράωρες καμπύλες φορτίου. Επίσης είναι δυνατό να αποτελέσει και τη βάση για τον προσδιορισμό των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών τελικής χρήσης λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες, όπως ο κορεσμός, η αύξηση της αποδοτικότητας των συσκευών κτλ.. Οι διάφορες μέθοδοι χρήσης γης μπορούν να προκύψουν από τους συνδυασμούς των ανωτέρω.

Η ίδια ομάδα ερευνητών έδωσε έμφαση στην ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης φορτίου με χρήση γης για τη σωστή σχεδίαση μελλοντικών υποσταθμών [3-5] τονίζοντας όμως ότι η απόδοση της μεθοδολογίας εξαρτάται από το μέγεθος της υπό εξέταση περιοχής και από τα είδη χρήσης γης. Μετά από μία δεκαετία επανήλθαν [6] αναπτύσσοντας δύο μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίου με γνώση του ακριβή αριθμού καταναλωτών, ανά περιοχή ή ανά σύνδεση. Παράλληλα αντιμετωπίστηκε το πρόβλημα των αναπλάσεων των αστικών περιοχών και της επίδρασής τους στη χωρική μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου λαμβάνοντας υπόψη στοιχεία χρήσης γης και είδους καταναλωτών [7]. Από τη χρήση των απλών μοντέλων παλινδρόμησης έγινε η μετάβαση στην ασαφή λογική για την εύρεση της θέσης ανάπτυξης των διαφόρων χρήσεων γης χρησιμοποιώντας την αναγκαία πληροφορία από το σύστημα GIS και τους συσχετισμούς ανάμεσα στα είδη χρήσης γης και στους αυτοκινητόδρομους ως προς την απόσταση, στα είδη χρήσης γης και στις επιλογές των ανθρώπων ως προς τη θέση της κατοικίας τους ή του τόπου εργασίας τους κτλ. [8]. Αργότερα δόθηκαν βελτιωμένα αποτελέσματα με χρήση της ασαφούς λογικής πολύ-αντικειμενικής απόφασης του Yager [9]. Επίσης αναπτύχθηκε ένα ασαφές μοντέλο κατά Takagi-Sugeno εύρεσης δεδομένων από αντίστοιχη βάση που περιέχει στοιχεία, όπως πυκνότητα οικιακών, εμπορικών και βιομηχανικών καταναλωτών εγγύτερης περιοχής, αποστάσεις από σιδηροδρόμους, ποταμούς, κα. για την εύρεση μελλοντικού φορτίου μικρών περιοχών [10].

Ωστόσο κατά τα τελευταία χρόνια έχουν αναφερθεί και άλλοι αλγόριθμοι για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Συγκεκριμένα παρουσιάστηκε ένα μικρό νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη του φορτίου σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα εντός ενός έτους με εύρεση κατά κύριο λόγο των αιχμών των πρωινών και των πρώτων νυχτερινών ωρών για το ισραηλινό σύστημα ενέργειας [11]. Τα στοιχεία εισόδου του μοντέλου είναι 4 δυαδικές μεταβλητές που περιγράφουν τα 5 είδη ημερών, 4 μεταβλητές που περιγράφουν την εποχή με τη μορφή τραπεζοειδών συναρτήσεων, 9 μεταβλητές που περιγράφουν τις θερμοκρασίες στις 2.00 μ.μ. και στις 8.00 μ.μ. με διάφορες χαρακτηριστικές τιμές, ενώ δεν υπάρχει μεταβλητή που να περιγράφει τη χρονική εξέλιξη λόγω των πολλών παραμέτρων αβεβαιότητας. Έπειτα ακολουθεί κανονικοποίηση των μεταβλητών από –1 ως 1 και πραγματοποιείται η επεξεργασία των στοιχείων με τη χρήση των συναρτήσεων της υπερβολικής εφαπτομένης και της αντίστροφης εφαπτομένης. Το μέσο σφάλμα που διαπράττουν είναι 3,6% για τη βραδινή ώρα αιχμής και 2,9% για το σύνολο των ωρών για το βέλτιστο μοντέλο σε κάθε περίπτωση.

Πέρα από τα συνηθισμένα κριτήρια σφάλματος εισάγουν και το κανονικοποιημένο αθροιστικό κόστος των τετραγώνων του σφάλματος.

Επίσης έχει αναπτυχθεί μία μεθοδολογία εκμετάλλευσης γνώσης κατάλληλη για την αντιμετώπιση της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου σε ταχέως αναπτυσσόμενα συστήματα, το οποίο επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, όπως θερμοκρασίες, πλήθος καταναλωτών ή συσκευών, θρησκευτικές γιορτές, οικονομική ανάπτυξη κτλ.[12]. Στηρίζεται σε ένα μοντέλο λογιστικής καμπύλης που επηρεάζεται από το τρέχον έτος, από παράγοντες που καθορίζονται από ημερομηνίες εθνικών και θρησκευτικών εορτών και από τη μέγιστη θερμοκρασία. Με τη χρήση έμπειρων συστημάτων εκπαιδεύεται αυτό το μοντέλο για 15 χρόνια με προοπτική 5 ετών καταλήγοντας σε ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Τέλος στη Δ.Ε.Η. [13] εφαρμόζονται αποδοτικά απλά μοντέλα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας με βάση γραμμικά μοντέλα με ή χωρίς μετασχηματισμό των εισόδων και με χρήση κατάλληλης εκθετικής εξομάλυνσης που δίνει μεγαλύτερο βάρος στις τελευταίες μετρήσεις.

Μετά την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας τέθηκε το πρόβλημα της ανάπτυξης βελτιωμένων μεθόδων μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου και ενέργειας, που θα παρέχουν ακριβέστερα αποτελέσματα με χρήση των ήδη υπαρχόντων δεδομένων. Άλλωστε η εφαρμογή μοντέλων τελικής χρήσης απαιτεί δειγματοληψία και ένα βάθος χρόνου 1 με 5 ετών, ώστε να διαμορφωθούν ορθά τα αντίστοιχα μοντέλα [2, 14-15] με δεδομένα, όπως τυπικές καμπύλες φορτίου συσκευών καταναλωτών, καμπύλες κορεσμού συσκευών σε καταναλωτές, ρυθμός διείσδυσης νέων τεχνολογιών σε επιχειρήσεις ή /και νοικοκυριά. Τέτοια στοιχεία δεν υπάρχουν στην παρούσα στιγμή στον ελληνικό χώρο, καθώς η τελευταία έρευνα φορτίου ολοκληρώθηκε το 1994 [16], ενώ η επόμενη βρίσκεται στο στάδιο της προετοιμασίας [17].

Λόγω της μη εφαρμογής των ρυμοτομικών σχεδίων πόλης, της έλλειψης ρυθμιστικών σχεδίων χρήσης γης και ουσιαστικά εξαιτίας της άναρχης δόμησης, είναι πολύ δύσκολο να εφαρμοστούν τα μοντέλα πρόβλεψης φορτίου με βάση τη χρήση γης υπό τις παρούσες συνθήκες στον ελληνικό χώρο [18]. Επιπρόσθετα τα είδη χρήσης γης δεν είναι τρία, όπως εφαρμόζεται στα [2-10] (οικιακό, εμπορικό και βιομηχανικό), αλλά είκοσι με μεγάλο πλήθος υποκατηγοριών σύμφωνα με τις επίσημες μελέτες μίας σύγχρονης πόλης κατά την αντίστοιχη νομοθεσία [18]. Ακόμη οι υπάρχουσες μεθοδολογίες απαντούν κατά κύριο λόγο μόνο στο ερώτημα της πρόβλεψης της αιχμής φορτίου και ενέργειας και δεν δίνουν την εικοσιτετράωρη χρονολογική καμπύλη φορτίου, η οποία αποτελεί τη βάση για την εφαρμογή μέτρων διαχείρισης φορτίου ή εξοικονόμησης ενέργειας, για τις ημέρες του επόμενου έτους (εξαιρουμένου του [11]).

Γι' αυτούς τους λόγους είναι αναγκαία η ανάπτυξη αλγορίθμων μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας κατάλληλα προσαρμοσμένων στα ελληνικά δεδομένα και μεθοδολογιών προσδιορισμού των χρονολογικών καμπυλών φορτίου σε βάθος χρόνου ενός έτους. Για το πρώτο ζήτημα προτείνονται δύο αλγόριθμοι: ο πρώτος στηρίζεται σε μία τροποποιημένη μορφή πολλαπλής παλινδρόμησης με βάρη και συνεχείς, παραγωγίσιμες, μη γραμμικές συναρτήσεις και ο δεύτερος στα προσαρμοστικά νευρωνικά δίκτυα. Το δεύτερο πρόβλημα επιλύεται στο επόμενο κεφάλαιο.

4.2. Υβριδικός μη - Γραμμικός Παλινδρομικός Αλγόριθμος Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας Πολλών Μεταβλητών

Ο αλγόριθμος προσδιορίζει την ετήσια ή τη μηνιαία ενέργεια y, που καταναλώνεται είτε από το σύστημα, είτε από μία ομάδα καταναλωτών που ανήκουν σε μία συγκεκριμένη περιοχή ή έχουν συγκεκριμένη δραστηριότητα (οικιακή, εμπορική, βιομηχανική κτλ.). Προϋποθέτει ότι τα δεδομένα έχουν προεπεξεργαστεί, ελεγχθεί ή μετατραπεί σε κατάλληλη μορφή (πιθανό με χρήση μεθοδολογίας εύρεσης δεδομένων) σχηματίζοντας ένα προεπιλεγμένο σύνολο μεταβλητών. Αυτές οι μεταβλητές εξετάζονται στη συνέχεια για πιθανή συνεργασία με το παλινδρομικό μοντέλο. Το επιλεγμένο σύνολο των μεταβλητών μπορεί να δομηθεί ως εξής:

$$\vec{x}_i = \left(x_{i1} \quad x_{i2} \quad \ldots \quad x_{iN_x} \right)^T = \left(x_{ij}, j = 1 \ldots N_x \right)^T \tag{4.1}$$

όπου x_{ij} είναι η τιμή της j-ιοστής επιλεγμένης μεταβλητής για το χρονικό βήμα (έτος ή μήνα) i και N_x το πλήθος των μεταβλητών. Υπάρχουν m_1 διανύσματα για το σύνολο εκπαίδευσης, m_2 για το σύνολο

βελτιστοποίησης-αξιολόγησης παραμέτρων του μοντέλου και m_3 για το σύνολο τελικής πρόβλεψης. Σημειώνεται ότι τα m_2 διανύσματα μπορούν να ανήκουν όλα ή εν μέρει στο σύνολο εκπαίδευσης.

Ο αλγόριθμος βασίζεται στην έκφραση της ενέργειας y από ένα συνδυασμό κατάλληλων μη γραμμικών συναρτήσεων που εφαρμόζεται στα στοιχεία του διανύσματος $\vec{x}_i$. Οι μη γραμμικές συναρτήσεις ανήκουν στο σύνολο συναρτήσεων $F=\left\{f_k\left(x_j\right):k=1...K\right\}$, όπου οι συναρτήσεις $f_k\left(x_j\right)$ είναι της μορφής: x^{α}, 1/x, ln(x), e^{-x}, cos($2\cdot h\cdot\pi\cdot x/T$), sin($2\cdot h\cdot\pi\cdot x/T$), κτλ., με το x_j να ανήκει στη j -ιοστή μεταβλητή, ενώ το α λαμβάνει τιμές από συγκεκριμένο ορισμένο σύνολο τιμών A. Οι τριγωνομετρικές συναρτήσεις ενδείκνυνται για περιόδους μικρότερες του έτους, όταν υπάρχει μία περιοδικότητα-εποχικότητα του φαινομένου που περιγράφεται. Με βάση το σύνολο των επιλεγμένων συναρτήσεων F το βασικό διάνυσμα ορίζεται ως εξής:

$$\vec{X}_i=\left(1\quad f_1\left(x_{i1}\right)...f_K\left(x_{i1}\right),\quad f_1\left(x_{i2}\right)...f_K\left(x_{i2}\right),\quad ....\quad f_1\left(x_{iN_x}\right)...f_K\left(x_{iN_x}\right)\right)^T \tag{4.2}$$

διάστασης w ίσης με $1+N_x\bullet K$. Κάθε γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω όρων που περιέχονται στο διάνυσμα $\vec{X}_i$ αποτελεί τη βάση ενός υποψήφιου μοντέλου πρόβλεψης. Ο αριθμός των δυνατών συνδυασμών φτάνουν τις $2^{N_x\cdot K}$, ενώ το συνολικό πλήθος νέων μεταβλητών είναι $N=N_x\bullet K$. Παραδείγματος χάρη αν υπάρχουν 6 συναρτήσεις του συνόλου F και 10 μεταβλητές εισόδου, τότε ο συνολικός αριθμός δυνατών συνδυασμών είναι $2^{10\cdot 6}=2^{60}=1{,}15\cdot 10^{18}$. Προκειμένου να μειωθεί ο αριθμός των υποψήφιων συνδυασμών, πραγματοποιείται μία ανάλυση συσχέτισης:

- Πρώτον υπολογίζεται ο δείκτης συσχέτισης ανάμεσα στη συνάρτηση $f_k\left(x_j\right)$ της j-ιοστής μεταβλη-τής και της ενέργειας y. Αν η αντίστοιχη τιμή του δείκτη είναι μεγαλύτερη κατά απόλυτη τιμή από μία προκαθορισμένη τιμή cor_1, τότε αυτός ο όρος παραμένει, διαφορετικά δεν εξετάζεται στη συνέχεια. Μ' αυτόν τον τρόπο διατηρούνται εντός μοντέλου εκείνα τα στοιχεία που παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη συσχέτιση με το προβλεπόμενο μέγεθος.
- Για τους υπόλοιπους όρους υλοποιείται μία ανάλυση ετεροσυσχέτισης μεταξύ $f_k\left(x_j\right)$ και $f_{k'}\left(x_{j'}\right)$, όπου k, k', j, j' μπορεί να είναι ο οποιοσδήποτε συνδυασμός (πλην $k=k'$ & $j=j'$ συγχρόνως). Αν ο συντελεστής μεταξύ των δύο όρων είναι μικρότερος από μία συγκεκριμένη τιμή cor_2, τότε και οι δύο όροι παραμένουν. Διαφορετικά κρατείται εκείνη η συνάρτηση που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη συσχέτιση με το προβλεπόμενο μέγεθος, ενώ η άλλη αφαιρείται. Ειδικότερα βρίσκονται όλες εκείνες οι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μία αλληλοεπικάλυψη πληροφορίας μέσω της μεγαλύτερης τιμής δεικτών ετεροσυσχέτισης από την τιμή cor_2. Από το σύνολο αυτών των συναρτήσεων αφαιρείται εκείνο με το μικρότερο κατά απόλυτη τιμή συντελεστή συσχέτισης με το προβλεπόμενο μέγεθος. Στη συνέχεια επαναλαμβάνεται η διαδικασία μέχρι το παραπάνω σύνολο να βρεθεί κενό. Οπότε συγκρατούνται τελικά εκείνες οι συναρτήσεις που περιέχουν τη μεγαλύτερη πληροφορία για το προβλεπόμενο μέγεθος και τη μικρότερη επικάλυψη με τις υπόλοιπες.

Από την παραπάνω ανάλυση βρίσκεται ένα μειωμένο σύνολο μεταβλητών X_{ij} πλήθους w_1 σχηματίζοντας ένα νέο διάνυσμα των τελικών μεταβλητών $\vec{X}_{total-t}$. Ένας συνδυασμός από τις οποιεσδήποτε w_1 μεταβλητές που περιλαμβάνονται στο διάνυσμα $\vec{X}_{total-t}$ είναι υποψήφια για το μοντέλο πρόβλεψης. Όλοι οι συνδυασμοί θα εξεταστούν, προκειμένου να βρεθεί εκείνο το διάνυσμα που δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα. Αν ένα από τα υποψήφια διανύσματα είναι το $\vec{X}_t$ διάστασης w_2 με $t=1,\ldots,m_1$, τότε ο μη γραμμικός υβριδικός αλγόριθμος είναι της ακόλουθης μορφής:

$$\tilde{y}_t=\vec{b}^T\bullet\vec{X}_t \tag{4.3}$$

όπου $\vec{b}=\left(b_1,...,b_{w_2}\right)^T$ είναι το άγνωστο διάνυσμα των σταθερών όρων και $\tilde{y}_t$ είναι η υπό εκτίμηση μεταβλητή. Το διάνυσμα $\vec{b}$ υπολογίζεται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$\min\left(\sum_{t=1}^{m_1}\beta_t\cdot e_t^2\right) \tag{4.4}$$

υπό συνθήκη

$$\sum_{t=1}^{m_1} \beta_t \cdot e_t = 0 \tag{4.5}$$

όπου το σφάλμα e_t δίνεται από τη σχέση:

$$e_t = y_t - \tilde{y}_t \tag{4.6}$$

με το β_t να είναι το βάρος του σφάλματος e_t και ίσο με:

$$\beta_t = \omega^{m_1 - t} \tag{4.7}$$

και ω είναι ο συντελεστής βάρους που κυμαίνεται συνήθως από 0,8 ως 1,0.

Η εκτιμήτρια διανύσματος $\tilde{\vec{b}}$ και ο αντίστοιχος πίνακας διασποράς $\text{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right)$ βρίσκεται ως εξής: Αν τεθούν ως πίνακας δεδομένων διανυσμάτων εισόδου $X_P = \left[\vec{X}_1 \quad \vec{X}_2 \quad \ldots \quad \vec{X}_{m_1}\right]^T$, διάνυσμα πραγματικών στοιχείων εξόδου $\vec{Y} = \left(y_1, y_2, \ldots, y_{m_1}\right)^T$, διάνυσμα σφαλμάτων $\vec{e} = \left(e_1, e_2, \ldots, e_{m_1}\right)^T$ και πίνακας βαρών R:

$$R = \begin{bmatrix} \omega^{m_1-1} & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & \omega^{m_1-2} & \ldots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \ldots & \omega^0 \end{bmatrix}$$

τότε ισχύει ότι:

$$\vec{Y} = X_P \cdot \vec{b} + \vec{e} \tag{4.8}$$

Η αντικειμενική συνάρτηση προς ελαχιστοποίηση είναι:

$$J = \left(\vec{Y} - X_P \cdot \vec{b}\right)^T \cdot R \cdot \left(\vec{Y} - X_P \cdot \vec{b}\right)$$

Από τη συνθήκη ελαχιστοποίησης της παραπάνω συνάρτησης λαμβάνεται ότι:

$$\left.\frac{\partial J}{\partial \vec{b}}\right|_{\tilde{\vec{b}}} = [0]_{w_2 \times 1} \Rightarrow \left.\frac{\partial}{\partial \vec{b}}\left\{\vec{Y}^T \cdot R \cdot \vec{Y} - \vec{b}^T \cdot X_P^T \cdot R \cdot \vec{Y} - \vec{Y}^T \cdot R \cdot X_P \cdot \vec{b} + \vec{b}^T \cdot X_P^T \cdot R \cdot X_P \cdot \vec{b}\right\}\right|_{\tilde{\vec{b}}} = [0]_{w_2 \times 1} \Rightarrow$$

$$\tilde{\vec{b}} = \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{Y} \tag{4.9}$$

Παράλληλα η εκτιμήτρια των σταθερών όρων $\tilde{\vec{b}}$ της σχέσης (4.9) ικανοποιεί τη σχέση (4.5), καθώς:

$$(4.9) \Rightarrow \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right) \cdot \tilde{\vec{b}} = \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{Y} \Rightarrow X_P^T \cdot R \cdot \left(\vec{Y} - X_P \cdot \tilde{\vec{b}}\right) = [0]_{w_2 \times 1} \Rightarrow X_P^T \cdot R \cdot \vec{e} = [0]_{w_2 \times 1} \Rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{t=1}^{m_1} \omega^{m_1 - t} \cdot \left(y_t - \sum_{\ell=1}^{w_2} b_\ell \cdot X_{t\ell}\right) \\ \sum_{t=1}^{m_1} f_{r_1}\left(x_{t1}\right) \cdot \omega^{m_1 - t} \cdot \left(y_t - \sum_{\ell=1}^{w_2} b_\ell \cdot X_{t\ell}\right) \\ \vdots \\ \sum_{t=1}^{m_1} f_{q_n}\left(x_{tn}\right) \cdot \omega^{m_1 - t} \cdot \left(y_t - \sum_{\ell=1}^{w_2} b_\ell \cdot X_{t\ell}\right) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad \underline{\text{από πρώτη γραμμή}} \quad \sum_{t=1}^{m_1} \omega^{m_1 - t} \cdot e_t = 0 \Rightarrow (4.5) \text{ ο.ε.δ.}$$

Η εκτιμήτρια του διανύσματος $\vec{b}$ είναι αμερόληπτη, διότι η αναμενόμενη τιμή του εκτιμώμενου διανύσματος $\tilde{\vec{b}}$ είναι ίση με την αντίστοιχη πραγματική. Αυτό ισχύει, διότι με αντικατάσταση της (4.8) στη (4.9) προκύπτει ότι:

$$\tilde{\vec{b}} = \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \left(X_P \cdot \vec{b} + \vec{e}\right) \Rightarrow \tilde{\vec{b}} = \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right) \cdot \vec{b} + \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{e} \Rightarrow$$

$$\tilde{\vec{b}} = \vec{b} + \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{e} \quad \Rightarrow \quad E\left\{\tilde{\vec{b}}\right\} = \vec{b} + \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot X_P^T \cdot E\left\{R \cdot \vec{e}\right\} \overset{E\{R\cdot\vec{e}\}=\sum_{t=1}^{m_1}\omega^{m_1-t}\cdot e_t=0}{\Rightarrow}$$

$$E\left\{\tilde{\vec{b}}\right\} = \vec{b} \tag{4.10}$$

Ο πίνακας διασποράς $\mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right)$ του διανύσματος-εκτιμήτριας $\tilde{\vec{b}}$ υπολογίζεται υποθέτοντας ότι το σφάλμα e_t είναι τυχαία μεταβλητή, που ακολουθεί κανονική κατανομή $N\left(0,\sigma_v^2\right)$:

$$\mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right) = E\left\{\left(\tilde{\vec{b}} - \vec{b}\right) \cdot \left(\tilde{\vec{b}} - \vec{b}\right)^T\right\} \Rightarrow \mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right) = E\left\{\left(\left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{e}\right) \cdot \left(\left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot \vec{e}\right)^T\right\} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right) = \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot E\left\{\vec{e} \cdot \vec{e}^T\right\} \cdot R \cdot X_P \cdot \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \overset{E\left\{\vec{e}\cdot\vec{e}^T\right\}=\sigma_v^2\cdot I_{m_1\times m_1}}{\Rightarrow}$$

$$\mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right) = \sigma_v^2 \cdot \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \cdot \left(X_P^T \cdot R\right) \cdot R \cdot X_P \cdot \left(X_P^T \cdot R \cdot X_P\right)^{-1} \tag{4.11}$$

όπου

$$\sigma_v^2 = \frac{1}{m_1 - w_2} \cdot \sum_{t=1}^{m_1} e_t^2 \tag{4.12}$$

Λόγω του παρανομαστή στη σχέση (4.12) πρέπει το πλήθος των διανυσμάτων εκπαίδευσης m_1 να είναι μεγαλύτερο κατά 1 της διάστασης w_2 του διανύσματος $\vec{X}_t$. Αν το διάνυσμα των επιλεγμένων μεταβλητών $\vec{X}_t^*$ είναι γνωστό για κάποια στιγμή στο μέλλον και εφόσον η εκτιμήτρια των σταθερών όρων και ο πίνακας διασποράς της έχουν υπολογιστεί από τις σχέσεις (4.9) και (4.11) αντίστοιχα, τότε η μέση τιμή και η διασπορά της εκτιμούμενης ενέργειας y_t^* βρίσκεται ως εξής:

$$y_t^* = \tilde{\vec{b}}^T \cdot \vec{X}_t^* \tag{4.13}$$

$$\sigma_{y_t^*}^2 = \vec{X}_t^{*T} \cdot \mathrm{cov}\left(\tilde{\vec{b}}\right) \cdot \vec{X}_t^* \tag{4.14}$$

Λαμβάνοντας υπόψη τα κριτήρια ελέγχου των νευρωνικών δικτύων [19] διαμορφώνεται ο βασικός τρόπος ελέγχου του αλγορίθμου μέσω ενός συνόλου αξιολόγησης με m_2 ζεύγη $\left(\vec{X}_t, y_t\right)$. Συγκεκριμένα τέσσερα είδη σφάλματος μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εύρεση της βέλτιστης καμπύλης ως προς το σύνολο αξιολόγησης:

- το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων,
- το άθροισμα των σφαλμάτων,
- η τιμή σφάλματος συγκεκριμένου χρονικού σημείου του συνόλου αξιολόγησης,
- το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα (*mean absolute percentage error*-MAPE), δηλαδή:

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{1}{m_2} \cdot \sum_{i=1}^{m_2} \left| \frac{y_i - \tilde{y}_i}{y_i} \right| \tag{4.15}$$

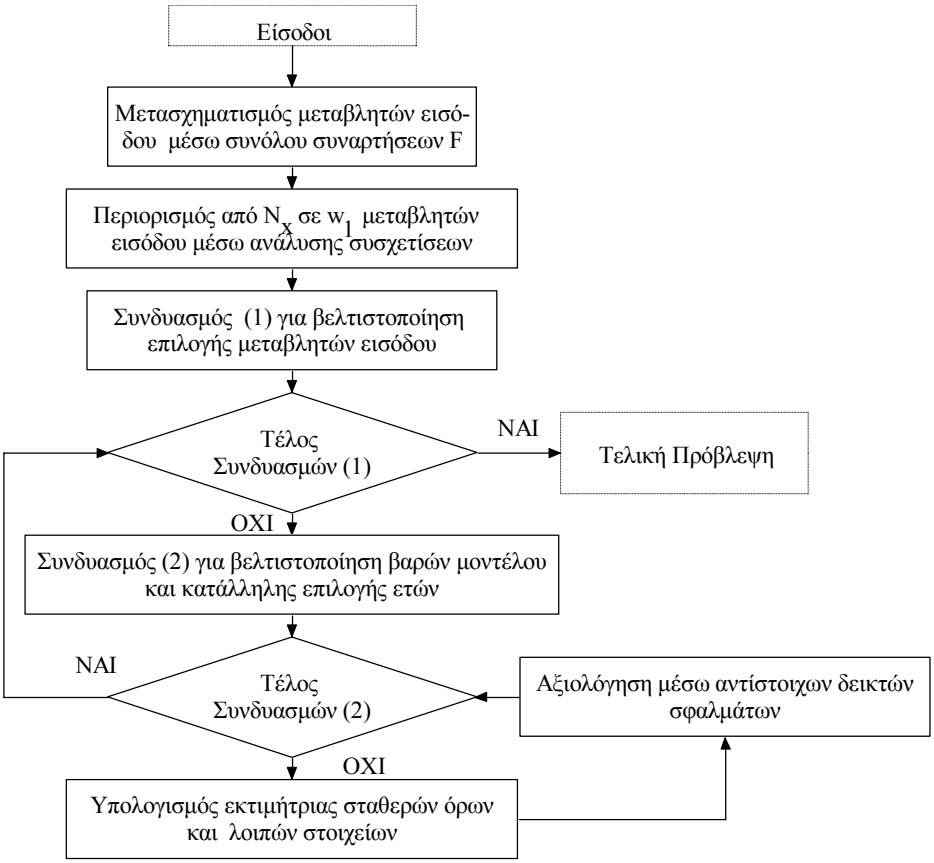
Η βασική διαφορά από τους αντίστοιχους παλινδρομικούς αλγορίθμους βρίσκεται στη χρήση περισσότερων από μία βασικών μεταβλητών και περισσότερων από μία συναρτήσεων. Το διάγραμμα ροής του προτεινόμενου αλγορίθμου παρουσιάζεται στο σχήμα 4.1, ενώ τα βασικά βήματα είναι τα εξής:

α. Ορίζεται το βασικό διάνυσμα των μεταβλητών εισόδου $\vec{X}_i$ με τη βοήθεια του αντίστοιχου συνόλου συναρτήσεων F και των προεπιλεγμένων στοιχείων x_j.

β. Προσδιορίζεται ένα μειωμένο υποσύνολο όρων του βασικού διανύσματος $\vec{X}_i$ με ανάλυση συσχέτισης και σχηματίζεται το αντίστοιχο διάνυσμα $\vec{X}_{total-t}$. Ο οποιοσδήποτε συνδυασμός όρων του $\vec{X}_{total-t}$ σχηματίζει ένα υποψήφιο διάνυσμα $\vec{X}_t$, το οποίο θα εξεταστεί με βάση την απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης.

γ. Για κάθε διάνυσμα $\vec{X}_t$ υπολογίζεται η εκτιμήτρια σταθερών όρων $\tilde{\vec{b}}$ και οι αντίστοιχοι δείκτες σφάλματος για όλες τις τιμές του συντελεστή βάρους ω (που κυμαίνεται μεταξύ 0,8 και 1,0 με βήμα 0,01).

δ. Για κάθε είδος σφάλματος βρίσκεται εκείνος ο συνδυασμός $\vec{X}_t$ και ω που δίνει τη μικρότερη τιμή.



Σχήμα 4.1: Διάγραμμα ροής υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου

Η όλη διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί για διαφορετική χρονική περίοδο δεδομένων εκπαίδευσης, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η καλύτερη ρύθμιση. Σημειώνεται ότι, όταν οι μεταβλητές εισόδου λαμβάνουν και αρνητικές τιμές, τότε δεν μπορούν να εφαρμοστούν άμεσα ορισμένες συναρτήσεις, όπως η λογαριθμική, η x^{α} για $a \notin \mathbb{N}$. Ένας τρόπος επίλυσης αυτού του περιορισμού είναι μέσω κατάλληλου μετασχηματισμού, όπως με πρόσθεση κατάλληλου σταθερού όρου, για την επίτευξη μόνο θετικών τιμών. Τέλος στην περίπτωση που το υπό εκτίμηση μέγεθος εξαρτάται από μία ως δύο μεταβλητές, προτείνεται να δοκιμασθεί και η απενεργοποίηση των αντίστοιχων ελέγχων συσχετίσεων και η διαμόρφωση πιθανών διανυσμάτων από το σύνολο των υπαρχόντων συναρτήσεων. Αυτό συμβαίνει, διότι είναι αρκετά πιθανό να μην επαρκούν οι αρχικά μία ή δύο εναπομένουσες συναρτήσεις για να περιγραφεί το ζητούμενο μέγεθος. Στην περίπτωση της μίας μεταβλητής μεταπίπτει σε έναν αλγόριθμο απλής μεθόδου παλινδρόμησης με βάρη, που απλώς διαφέρει από τον αντίστοιχο κλασικό [20] στην αυτόματη δοκιμή όλων των δυνατών συνδυασμών συναρτήσεων και στην εύρεση του καλύτερου όσον αφορά το σύνολο των διανυσμάτων αξιολόγησης. Σ' αυτήν την παραλλαγή εγκυμονεί ο κίνδυνος της υπερεκπαίδευσης.

4.3. Προσαρμοστικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) και γενικότερα η τεχνητή νοημοσύνη δεν έχουν βρει εφαρμογή σε προβλήματα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας ή φορτίου. Αυτό συμβαίνει, διότι είναι κατά κύριο λόγο μέθοδοι παρεμβολής και όχι προεκβολής, καθώς, κατά τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας, τα αντίστοιχα μεγέθη, όπως η συνολικά ζητούμενη ενέργεια ή το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν, παρουσιάζουν μία συνεχή αύξηση. Το εμπόδιο αυτό μπορεί να ξεπεραστεί με τον κατάλληλο μετασχηματισμό των αντίστοιχων μεταβλητών. Αν η *j*-ιοστή μεταβλητή x_j παρουσιάζει μία ομαλή αύξηση, τότε μπορεί να χρησιμοποιηθεί η αντίστοιχη μεταβολή d_j. Αν η αύξηση της x_j είναι εκθετικής μορφής, μπορεί να μετασχηματισθεί στην αντίστοιχη σχετική μεταβολή r_j. Οπότε για το χρονικό σημείο i ισχύει ότι:

$$d_{ij} = x_{ij} - x_{(i-1)j} \tag{4.16}$$

$$r_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{(i-1)j}}{x_{(i-1)j}} \tag{4.17}$$

Μετά από αυτήν την τροποποίηση είναι δυνατή η εφαρμογή ενός αλγορίθμου ΤΝΔ που εκπαιδεύεται με τη μέθοδο της ανάστροφης διάδοσης σφάλματος [21]. Το ΤΝΔ είναι ενός κρυμμένου επιπέδου, καθώς, με βάση το θεώρημα του Kolmogorov δεν χρειάζεται η ύπαρξη περισσότερων κρυμμένων επιπέδων για την επιτυχή αναπαράσταση ενός προβλήματος, αρκεί να ερευνηθεί κατάλληλα το πλήθος των νευρώνων [22].

Κατά τη ρύθμιση του νευρωνικού δικτύου, πέρα από την επιλογή των κατάλληλων εισόδων, επεμβαίνουν και άλλοι παράμετροι, όπως το πλήθος των νευρώνων, οι αρχικές τιμές του ρυθμού μάθησης και του όρου ορμής κα.. Για να προσδιοριστούν αυτά τα στοιχεία, πραγματοποιείται μία σειρά δοκιμών κατά τις οποίες υπολογίζονται τα σφάλματα για το σύνολο αξιολόγησης, ώστε να επιλεγεί το καταλληλότερο μοντέλο. Εφόσον επιλεγούν το πλήθος και η μορφή των μεταβλητών εισόδου και εξόδου, εκπαιδεύεται το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μέσω της μεθόδου της ανάστροφης διάδοσης σφάλματος, τα στάδια της οποίας είναι:

1. Αρχικοποίηση: Ορίζεται η αρχιτεκτονική του δικτύου, δηλαδή δίνονται συγκεκριμένες τιμές του πλήθους νευρώνων, εκκίνησης και χρονικής παραμέτρου όρου ορμής, εκκίνησης και χρονικής παραμέτρου ρυθμού μάθησης, το είδος της συνάρτησης ενεργοποίησης ανά επίπεδο και των αντίστοιχων χαρακτηριστικών τους τιμών και αρχικοποιούνται τα βάρη των συνδέσεων σε κατάλληλες τυχαίες μικρές τιμές.

2. Παρουσίαση των προτύπων εκπαίδευσης: Παρουσιάζονται στο νευρωνικό δίκτυο μία εποχή προτύπων εκπαίδευσης και για κάθε πρότυπο επαναλαμβάνονται τα βήματα 3 και 4, αφού ρυθμιστούν οι παράμετροι του ρυθμού μάθησης και του όρου ορμής. Η σειρά παρουσίασης των προτύπων σε κάθε εποχή *ep* είναι τυχαία.

3. Υπολογισμοί ευθείας φοράς: Αν θεωρηθεί το πρότυπο εκπαίδευσης $\{\vec{x}(n),\vec{t}(n)\}$ με $\vec{x}(n)$ το διάνυσμα εισόδου που εφαρμόζεται στο δίκτυο και $\vec{t}(n)$ το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου του δικτύου, τότε υπολογίζονται τα σήματα που προκύπτουν σε κάθε επίπεδο. Το σήμα ενεργοποίησης του νευρώνα *k* του *l* επιπέδου (είτε πρόκειται για το επίπεδο εισόδου, είτε για το κρυμμένο) είναι :

$$u_k^{(l)}(n) = \sum_{v=0}^{p} w_{kv}^{(l)}(n) y_v^{(l-1)}(n) \tag{4.18}$$

όπου $w_{kv}^{(l)}$ το βάρος που συνδέει τον νευρώνα *k* του *l* επιπέδου με το νευρώνα *v* του *(l-1)* επιπέδου, $y_v^{(l-1)}$ το σήμα εξόδου του νευρώνα *v* του προηγούμενου επιπέδου και *p* ο συνολικός αριθμός των νευρώνων του (*l-1*) επιπέδου. Για $v = 0$ προκύπτει $y_o = -1$ και $w_{k0} = \theta_k$, όπου θ_k η τιμή πόλωσης. Οι συναρτήσεις μεταξύ των δύο επιπέδων μπορεί να είναι η τροποποιημένη υπερβολική εφαπτομένη, η λογιστική κα., οπότε το σήμα εξόδου του παραπάνω νευρώνα είναι το εξής:

$$y_k^{(l)}(n) = f(u_k^{(l)}(n)) \tag{4.19}$$

όπου

$$f(x) = \tanh(h_1 \cdot x + h_2) \text{ υπερβολική εφαπτομένη} \quad - \quad f(x) = 1/\left(1 + \exp\left(-(h_1 \cdot x + h_2)\right)\right) \text{ σιγμοειδής} \tag{4.20}$$

με h_1, h_2 νέες παραμέτρους προς προσδιορισμό, όπως επίσης και το είδος των συναρτήσεων. Αν ο νευρώνας *k* ανήκει στο πρώτο κρυμμένο επίπεδο, δηλαδή $l = 1$, τότε τίθεται:

$$y_v^{(0)}(n) = x_v(n),\ \forall v \tag{4.21}$$

όπου $x_v(n)$ το v-οστό στοιχείο του διανύσματος εισόδου $\vec{x}(n)$. Αν όμως ο νευρώνας k ανήκει στο επίπεδο εξόδου ($L= l = 2$ για την παρούσα περίπτωση), τότε ισχύει:

$$y_k^{(L)}(n) = o_k(n),\ \forall k \tag{4.22}$$

όπου $o_k(n)$ το k-οστό στοιχείο του πραγματικού διανύσματος εξόδου $\vec{o}(n)$. Οπότε το σφάλμα εξόδου του νευρώνα k είναι ίσο με:

$$e_k(n) = t_k(n) - o_k(n) \tag{4.23}$$

4. Υπολογισμοί αντίστροφης φοράς: Υπολογίζεται η τοπική κλίση του κάθε νευρώνα θεωρώντας τις εξής περιπτώσεις:

- Αν ο νευρώνας k είναι κόμβος εξόδου (l=L =2), τότε ισχύει:

$$\delta_k^{(L)}(n) = e_k^{(L)}(n) \cdot f^{/}\left(u_k^{(L)}(n)\right) \tag{4.24}$$

- Αν ο νευρώνας k ανήκει στο κρυμμένο επίπεδο l (που εδώ μπορεί να είναι μόνο 1), τότε ισχύει :

$$\delta_k^{(l)}(n) = f^{/}\left(u_k^{(l)}(n)\right) \cdot \sum_i \delta_i^{(l+1)}(n) \cdot w_{ik}^{(l+1)}(n) \tag{4.25}$$

Στη συνέχεια προσαρμόζονται τα βάρη του επιπέδου l σύμφωνα με τον γνωστό κανόνα δ:

$$w_{kv}^{(l)}(n+1) = w_{kv}^{(l)}(n) + \alpha \cdot [w_{kv}^{(l)}(n) - w_{kv}^{(l-1)}(n-1)] + \eta \cdot \delta_k^{(l)}(n) \cdot y_v^{(l-1)}(n) \tag{4.26}$$

όπου η ο ρυθμός μάθησης και α ο όρος ορμής, όπως προκύπτουν από τις σχέσεις (4.30) και (4.31).

5. Εύρεση Σφαλμάτων: Πραγματοποιούνται οι υπολογισμοί σφαλμάτων για την τρέχουσα εποχή ep, όπως της μέσης τιμής αθροίσματος τετραγωνικών σφαλμάτων των νευρώνων εξόδου $G_{av\text{-}va}$ για το σύνολο αξιολόγησης, έχοντας q_{out} το πλήθος νευρώνων εξόδου και N_{va} το πλήθος των διανυσμάτων αξιολόγησης:

$$G_{av-va} = \frac{1}{N_{va}} \sum_{m=1}^{N_{tr}} \left(\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{q_{out}} e_k^2(m) \right) \tag{4.27}$$

Εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέση τετραγωνική ρίζα σφάλματος εξόδου για το σύνολο αξιολόγησης, η οποία δίνεται από τη σχέση:

$$RMSE_{va} = \sqrt{\frac{1}{N_{va} \cdot q_{out}} \sum_{m=1}^{N_{va}} \sum_{k=1}^{q_{out}} e_k^2(m)} = \sqrt{\frac{2}{q_{out}} G_{av-va}} \tag{4.28}$$

Άλλα σφάλματα είναι η μέση τιμή αθροίσματος σφαλμάτων των νευρώνων εξόδου ή η μέση τετραγωνική ρίζα σφάλματος για τα σύνολα εκπαίδευσης και τελικής πρόβλεψης, το μέγιστο κατ' απόλυτη τιμή σφάλμα, το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) (από (4.15)) για τα σύνολα εκπαίδευσης, ελέγχου και τελικής πρόβλεψης.

6. Επανάληψη: Επαναλαμβάνονται οι παραπάνω υπολογισμοί για νέες εποχές προτύπων, ώσπου οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου, δηλαδή τα βάρη, να σταθεροποιηθούν και να μην ξεπεραστεί ο μέγιστος αριθμός εποχών. Συγκεκριμένα για να τερματιστεί η εκπαίδευση, πρέπει να ισχύουν ένα από τα εξής κριτήρια: το πλήθος των εποχών να είναι μεγαλύτερο από ένα μέγιστο αριθμό εποχών $\max_epochs$, όλες οι μεταβολές των βαρών και των πολώσεων μεταξύ δύο διαδοχικών εποχών να είναι μικρότερες από μία μικρή οριακή τιμή $limit_1$ και η μεταβολή του σφάλματος είναι μικρότερη από μία συγκεκριμένη τιμή $limit_2$, δηλαδή:

$$ep \geq \max_epochs \ \text{ή}\ \left| w_{kv}^{(l)}(ep) - w_{kv}^{(l)}(ep-1) \right| < \ell imit_1, \forall k, v, l \ \text{ή}\ \left| RMSE_{va}(ep) - RMSE_{va}(ep-1) \right| \leq \ell imit_2 \tag{4.29}$$

Σημειώνεται ότι το τελευταίο κριτήριο αποτελεί ένα είδος κριτηρίου *έγκαιρης λήξης* του αλγορίθμου εκπαίδευσης (early stopping). Αν δεν ισχύουν τα κριτήρια, κατά την επιστροφή στο 2ο βήμα γίνεται νέος υπολογισμός του ρυθμού μάθησης και του όρου ορμής:

$$\eta(ep)=\begin{cases}\eta(ep-1), & G_{av-tr}(ep)>G_{av-tr}(ep-1)\\ \eta(ep-1)\cdot\exp(-1/T_\eta), & G_{av-tr}(ep)\le G_{av-tr}(ep-1)\end{cases} \tag{4.30}$$

$$a(ep)=\begin{cases}a(ep-1), & G_{av-tr}(ep)\le G_{av-tr}(ep-1)\\ a(ep-1)\cdot\exp(-1/T_a), & G_{av-tr}(ep)>G_{av-tr}(ep-1)\end{cases} \tag{4.31}$$

όπου T_η και $\eta_0=\eta(0)$ είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης αντίστοιχα, T_α και $\alpha_0=\alpha(0)$ είναι η χρονική παράμετρος και η αρχική τιμή του όρου ορμής. Ουσιαστικά το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσαρμόζει τις παραμέτρους του ανάλογα με την εξέλιξη του σφάλματος, γι' αυτό ανήκει στα προσαρμοστικά νευρωνικά δίκτυα. Σημειώνεται ότι κατά τη μεταβολή του όρου ορμής δεν χρησιμοποιήθηκε στην περίπτωση βελτίωσης της μέσης τιμής αθροίσματος τετραγωνικών σφαλμάτων των νευρώνων εξόδου ως νέα τιμή το $a(ep-1)\cdot\exp(1/T_a)$ (όπως συνηθίζεται στο [23]), αλλά προτιμήθηκε η σταθεροποίηση της τιμής του όρου ορμής για λόγους ευστάθειας κατά τη σύγκλιση του αλγορίθμου εκπαίδευσης. Αν ισχύουν τα κριτήρια μάθησης (4.29), τότε γίνεται η μετάβαση στο επόμενο βήμα.

7. Υπολογισμός τελικών σφαλμάτων. Υπολογίζονται τα αντίστοιχα σφάλματα που βρίσκονται και με το υβριδικό μη γραμμικό πολυμεταβλητό αλγόριθμο παλινδρόμησης για το τελικό μέγεθος πρόβλεψης με έμφαση στο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα.

Σημειώνεται ότι, προκειμένου να αποφευχθεί ο κορεσμός των συναρτήσεων ενεργοποίησης, πραγματοποιείται η αντίστοιχη κανονικοποίηση των μεταβλητών εισόδου και εξόδου μέσω της σχέσης:

$$\hat{z}=c+\frac{b-c}{r_{\max}-r_{\min}}\cdot(z-r_{\min}) \tag{4.32}$$

όπου $r_{\max}$ και $r_{\min}$ τα άνω και κάτω όρια του υπό κανονικοποίηση μεγέθους z, b και c τα αντίστοιχα όρια του κανονικοποιημένου μεγέθους $\hat{z}$.

Ο παραπάνω αλγόριθμος εφαρμόζεται, εφόσον είναι δεδομένα τα στοιχεία διαμόρφωσης του νευρωνικού δικτύου, όπως το πλήθος των νευρώνων, οι αρχικές τιμές και οι χρονικές παράμετροι του ρυθμού εκπαίδευσης και του όρου ορμής (T_η, η_0, T_α και α_0 αντίστοιχα), το είδος των συναρτήσεων ενεργοποίησης και οι αντίστοιχες παράμετροι τους. Για την εύρεση των καταλληλότερων τιμών των αντίστοιχων παραμέτρων μπορούν να γίνουν οι αντίστοιχοι συνδυασμοί. Αν για την i-οστή παράμετρο υπό βελτιστοποίηση υπάρχουν s_i τιμές, τότε οι αντίστοιχοι συνδυασμοί είναι ίσοι με $s_t=\prod s_i$. Επιπρόσθετα πέρα από την πολυπλοκότητα των παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου, ο μεγάλος αριθμός των δυνατών διανυσμάτων εισόδου, που μπορεί να έχει προκύψει από μία διαδικασία εύρεσης δεδομένων, αυξάνει τις υπολογιστικές απαιτήσεις σημαντικά. Αν N είναι οι αρχικές πιθανές μεταβλητές εισόδου, τότε η βασική διαδικασία του αναπτυχθέντος αλγορίθμου προσαρμοστικού ΤΝΔ πρέπει να εκτελεστεί 2^N φορές, οπότε οι συνολικοί συνδυασμοί ανέρχονται σε $2^N\cdot s_i$.

Προκειμένου να μειωθεί το πλήθος των δοκιμών, γίνεται μία αντίστοιχη προεπεξεργασία σε δύο φάσεις, όπως στον αλγόριθμο της υβριδικής μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης. Κατά την πρώτη φάση υπολογίζεται η συσχέτιση μεταξύ της j-ιοστής μεταβλητής εισόδου x_j ή d_j ή r_j με την αντίστοιχη μεταβλητή εξόδου y ή d_y (μεταβολη της y) ή r_y (σχετική μεταβολή της y). Αν ο συντελεστής συσχέτισης είναι μεγαλύτερος από μία προκαθορισμένη τιμή cor_1, τότε ο αντίστοιχος όρος μεταβλητής εισόδου παραμένει, διαφορετικά απορρίπτεται. Κατά τη δεύτερη φάση προσδιορίζεται ο συντελεστή ετεροσυσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών x_j και $x_{j'}$ (ή κάποιου άλλου συνδυασμού). Σ' αυτήν την περίπτωση, αν ο αντίστοιχος συντελεστής είναι μικρότερος από την προκαθορισμένη τιμή cor_2, τότε και οι δύο όροι παραμένουν, διαφορετικά προστίθενται σε ένα σύνολο F_c. Από την εξέταση όλων των εισόδων σχηματίζεται το συνολικό F_c, από το οποίο απορρίπτεται εκείνη η μεταβλητή με το μικρότερο συντελεστή συσχέτισης με τη μεταβλητή εξόδου y. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να μείνει κενό το σύνολο F_c. Εναλλακτικά μπορούν να εφαρμοστούν τεχνικές αφαίρεσης μεταβλητών εισόδου από το μοντέλο και εύρεσης της επίδρασής τους στο τελικό

αποτέλεσμα. Για καθένα από τους συνδυασμούς των *n* εναπομενουσών μεταβλητών εισόδων προσδιορίζονται οι παράμετροι του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Προκειμένου να μειωθούν οι αντίστοιχοι συνδυασμοί για τον προσδιορισμό των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, πραγματοποιούνται δύο στάδια. Κατά το πρώτο η βασική διαδικασία εκτελείται ξεχωριστά για την περιοχή τιμών της κάθε μεταβλητής υπό βελτιστοποίηση και καταγράφονται εκείνες οι τιμές που δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Στο δεύτερο στάδιο οι παράμετροι μεταβάλλουν τις τιμές τους συγχρόνως εντός των περιοχών, που προέκυψαν κατά το πρώτο βήμα, και η κύρια διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται η βελτιστοποίηση των παραμέτρων του ΤΝΔ.

Το διάγραμμα ροής του προτεινόμενου προσαρμοστικού ΤΝΔ παρουσιάζεται στο σχήμα 4.2 και τα βασικά βήματα είναι τα εξής:

α. Επιλογή *N* μεταβλητών εισόδου από βάση δεδομένων.

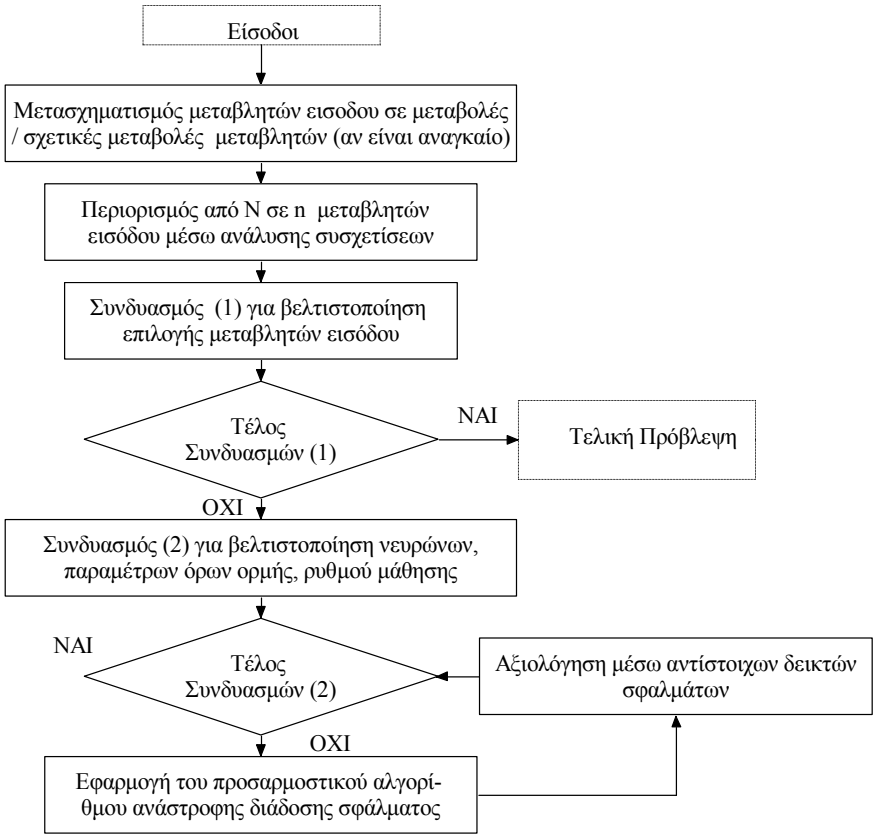
β. Μετασχηματισμός των μεταβλητών σε διαφορές ή σχετικές διαφορές , εφόσον είναι αναγκαίο.

γ. Μείωση των μεταβλητών εισόδου από *N* σε n με χρήση συσχετίσεων.

δ. Ορισμός των συνδυασμών των *n* μεταβλητών εισόδου, για καθένα από τους οποίους πραγματοποιούνται τα εξής:

- Για κάθε μεταβλητή του νευρωνικού δικτύου εφαρμόζεται επαναληπτικά ο προσαρμοστικός αλγόριθμος ανάστροφης τροφοδότησης ξεχωριστά για κατάλληλο εύρος τιμών και προσδιορίζονται οι περιοχές με τα ικανοποιητικά αποτελέσματα.
- Ο ίδιος αλγόριθμος επαναλαμβάνεται, ενώ όλες οι μεταβλητές μεταβάλλουν ταυτόχρονα τις τιμές τους, οι οποίες κυμαίνονται στις αντίστοιχες περιοχές της προηγούμενης φάσης, έτσι, ώστε να επιλεγεί ο συνδυασμός που παράγει το μικρότερο σφάλμα για το σύνολο αξιολόγησης.

ε. Τελικά εκτιμάται η αναμενόμενη ποσότητα ενέργειας κατά την περίοδο πρόβλεψης.



Σχήμα 4.2: Διάγραμμα ροής προσαρμοστικού ΤΝΔ

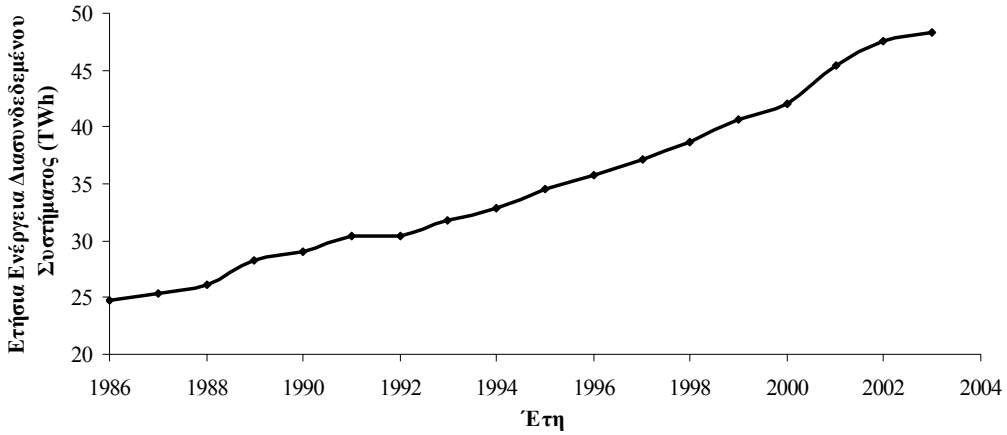
Τα βασικά μειονεκτήματα του αλγορίθμου με τη χρήση των προσαρμοστικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η μη εύρεση τυπικής απόκλισης και η μη αναγνώσιμη μορφή του μοντέλου που προέκυψε από το χρήστη. Δηλαδή από τη μία μεριά πρέπει να γίνει μία στοιχειώδης ανάλυση ευαισθησίας του μοντέλου, για να μελετηθεί η ανταπόκριση του σε μη πλήρως γνωστά δεδομένα. Από την άλλη δεν είναι εμφανής λόγω της δομής του νευρωνικού δικτύου πόσο συμμετέχει η κάθε μεταβλητή εισόδου. Αυτοί οι λόγοι λειτουργούν ανασταλτικά στην εφαρμογή του αντίστοιχου αλγορίθμου στη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας μαζί με το

γεγονός ότι οι μέχρι σήμερα προσπάθειες χρήσης του εμποδίζονταν από τη διαρκή αυξητική τάση ορισμένων μεγεθών, όπως του ίδιου του υπό πρόβλεψη μεγέθους. Το τελευταίο αντιμετωπίζεται μέσω του τεχνάσματος της αντίστοιχης μεταβολής του ή σχετικής μεταβολής του, ώστε οι τροποποιημένες μεταβλητές εισόδου του τεχνητού νευρωνικού δικτύου να αφορούν πάλι πρόβλημα παρεμβολής. Επίσης στην προκειμένη περίπτωση συναντιέται μία επιπρόσθετη δυσκολία κατά την εκπαίδευση, καθώς το πλήθος των διαθέσιμων δεδομένων διανυσμάτων δεν είναι μεγάλο, γεγονός που οδηγεί στην ταύτιση των συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης του ΤΝΔ και πρακτικά στην αύξηση του κινδύνου της υπερεκπαίδευσης. Το τελευταίο αντιμετωπίζεται εν μέρει από την επιλογή κατάλληλου μεγίστου αριθμού επαναλήψεων, που πρέπει να μην είναι ούτε μικρός, ώστε να μην επιτρέψει τη σύγκλιση, ούτε μεγάλος, ώστε να οδηγήσει το ΤΝΔ σε αποστήθιση.

4.4. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Ετήσιας Ενέργειας Διασυνδεδεμένου Συστήματος

4.4.1. Γενικά

Τα βασικά στοιχεία που διατίθενται από τη βάση δεδομένων είναι το ακαθάριστο εθνικό προϊόν, στατιστικοί δείκτες προϊόντων πετρελαίου και άνθρακα, χαρτιού και προϊόντων χαρτιού, χημικών προϊόντων, βασικών μετάλλων, τροφίμων και ποτών, κα. [24], οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες Αθήνας-Ελληνικού και Θεσσαλονίκης (από την Ε.Μ.Υ.), το πλήθος των πελατών, οι ετήσιες καταναλώσεις καταναλωτών της Δ.Ε.Η. [25],κα.. Μέσω κατάλληλης προεπεξεργασίας διαμορφώνονται σε κατάλληλη μορφή τα δεδομένα και τροφοδοτούν τους αντίστοιχους αλγορίθμους, όπου πέρα από τους δύο αναπτυχθέντες, παρουσιάζονται και τα αποτελέσματα κλασικών μεθόδων. Η εξέλιξη της ετήσιας ενέργειας ενός συστήματος είναι ένα μέγεθος που αφορά τον προγραμματισμό νέων έργων μίας επιχείρησης ηλεκτρισμού και τη χάραξη στρατηγικής από την πλευρά μίας ρυθμιστικής αρχής ενέργειας. Στην παρούσα περίπτωση μελετήθηκε η ετήσια ενέργεια του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος, η οποία χρακτηρίζεται από μία σταθερή ομαλή αυξητική τάση, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.3.



Σχήμα 4.3: Ζήτηση ετήσιας ενέργειας διασυνδεδεμένου συστήματος

4.4.2. Εφαρμογή του υβριδικού μη - γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου πολλών μεταβλητών

Τα στοιχεία που χρησιμοποιούνται στην παρούσα περίπτωση για τον προσδιορισμό της ετήσιας ενέργειας (y) είναι ο αύξων αριθμός του τρέχοντος έτους (x_1), η ενέργεια του προηγούμενου έτους (x_2), οι θερμοημέρες (x_3) και οι ψυχροημέρες (x_4) Αθήνας-Ελληνικού, το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν (x_5), στατιστικοί δείκτες προϊόντων πετρελαίου και άνθρακα (x_6), μεταποιήσεως (x_7), βασικών μετάλλων (x_8), κατασκευής τελικών προϊόντων από μέταλλο (x_9), χαρτιού και προϊόντων χαρτιού (x_{10}), χημικών προϊόντων (x_{11}), τροφίμων και ποτών (x_{12}), διαρκών καταναλωτικών αγαθών (x_{13}) και διαρκών μη καταναλωτικών αγαθών (x_{14}) και ο συνολικός πληθυσμός των καταναλωτών (x_{15}). Οι μεταβλητές εισόδου (x_3) ως (x_4), (x_{12}) ως (x_{14}) επηρεάζουν κυρίως την οικιακή κατανάλωση και γενικότερα του εμπορικού τομέα, ενώ οι μεταβλητές (x_5) ως (x_{12}) την κατανάλωση του βιομηχανικού τομέα. Η περίοδος εκπαίδευσης είναι τα έτη 1986-2000, η περίοδος ελέγχου σφαλμάτων 1986-2000 και η περίοδος τελικής πρόβλεψης 2001-2003 αντίστοιχα. Τα έτη ελέγχου σφαλμάτων

μπορούν να μεταβληθούν, προκειμένου να ληφθούν υπόψη τα τελευταία έτη, όπως συνέβη στην πρόβλεψη οικιακής ενέργειας επόμενου έτους.

Κατά την επιλογή των μεταβλητών σχηματίζεται το διάνυσμα $\vec{X}_i$ εφαρμόζοντας σε κάθε μεταβλητή εισόδου τις συναρτήσεις x^{α}, x^{β}, x^{γ}, 1/x, ln(x), e^{-x}, με συνέπεια η διάσταση του διανύσματος να είναι ίση με 91 (μαζί με το σταθερό όρο). Οι παράμετροι α, β, γ ανήκουν στα σύνολα τιμών Α, Β, Γ αντίστοιχα, όπου Α={0,25, 0,26,..., 1,50}, Β={1,55, 1,60,..., 2,50} και Γ={2,55, 2,60,..., 4,10}. Η διαδικασία επιλογής της κατάλληλης μορφής x^{α} για κάθε μεταβλητή γίνεται μέσω ενός επαναληπτικού βρόχου για κάθε μία από τις δυνατές τιμές του α, ώστε να επιλεγεί εκείνη η τιμή που λαμβάνει την υψηλότερη απόλυτη τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ της συνάρτησης x^{α} και του y για την περίοδο εκπαίδευσης. Για την περίπτωση του αύξοντα αριθμού του τρέχοντος έτους x_1 προκύπτει ότι ο μέγιστος συντελεστής συσχέτισης παρουσιάζεται για α=1,47 και είναι ίσος με 0,995. Οπότε η συνάρτηση που εισέρχεται στο μοντέλο είναι η $x_1^{1,47}$. Ομοίως βρίσκονται οι βέλτιστες τιμές των α, β, γ για όλες τις μεταβλητές.

Στη συνέχεια υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης ανάμεσα στη μεταβλητή $X_{vk} = f_k(x_v)$ του διανύσματος $\vec{X}_i$ και της ενέργειας y. Εφόσον η αντίστοιχη τιμή του συντελεστή είναι μεγαλύτερη κατά απόλυτη τιμή από την τιμή cor_1 (στην προκειμένη περίπτωση είναι ίση με 0,2), τότε η μεταβλητή παραμένει, διαφορετικά δεν εξετάζεται στη συνέχεια. Στον πίνακα 4.1 φαίνεται το αντίστοιχο παράδειγμα για τις συναρτήσεις που προκύπτουν για τον αύξοντα αριθμό του τρέχοντος έτους x_1 στην περίπτωση ετών εκπαίδευσης 1986-2000. Παρατηρείται ότι και οι έξι μεταβλητές διατηρούνται.

Πίνακας 4.1: Παράδειγμα συντελεστή συσχέτισης $f_k(x_1) - y$

Μεταβλητή $f_k(x_1)$	$x_1^{1,47}$	$x_1^{1,70}$	$x_1^{2,75}$	$\ln x_1$	$1/x_1$	e^{-x_1}
Συντελεστής Συσχέτισης $f_k(x_1) - y$	0,995	0,994	0,981	0,899	-0,699	-0,559

Όσοι όροι απομείνουν ελέγχονται μέσω μίας ανάλυσης ετεροσυσχέτισης μεταξύ $f_k(x_j)$ και $f_{k'}(x_{j'})$, όπου k, k', j, j' μπορεί να είναι ο οποιοσδήποτε συνδυασμός (πλην $k= k'$ & $j=j'$ συγχρόνως). Αν ο συντελεστής μεταξύ των δύο όρων είναι μικρότερος από μία συγκεκριμένη τιμή cor_2 (στην παρούσα περίπτωση είναι 0,8), τότε και οι δύο όροι παραμένουν. Διαφορετικά απορρίπτεται εκείνη η συνάρτηση που παρουσιάζει τη μικρότερη συσχέτιση με το προβλεπόμενο μέγεθος, ενώ η άλλη παραμένει στον αλγόριθμο. Ειδικότερα από το σύνολο των συναρτήσεων που εμπλέκονται στην παραβίαση αυτού του κριτηρίου αφαιρείται εκείνη με το μικρότερο κατά απόλυτη τιμή συντελεστή συσχέτισης με το προβλεπόμενο μέγεθος. Στη συνέχεια επαναλαμβάνεται η διαδικασία μέχρι το παραπάνω σύνολο να βρεθεί κενό. Στον πίνακα 4.2 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της τελευταίας επανάληψης κατά την εύρεση των συντελεστών ετεροσυσχέτισης για τα έτη εκπαίδευσης 1986-2000.

Πίνακας 4.2: Παράδειγμα συντελεστή συσχέτισης $f_k(x_j) - f_{k'}(x_{j'})$

Μεταβλητή $f_k(x_j)$		$x_1^{1,47}$	$x_2^{1,65}$	$1/x_3$	$x_4^{3,9}$	$x_7^{4,0}$	$x_{10}^{4,0}$	$x_{14}^{4,1}$
Συντελεστής Συσχέτισης $f_k(x_j) - y$		0,995	0,994	0,469	0,661	0,464	0,496	-0,335
Συντελεστής Συσχέτισης $f_k(x_j) - f_{k'}(x_{j'})$	$x_2^{1,65}$	0,997	-	-	-	-	-	-
	$1/x_3$	0,457	0,473	-	-	-	-	-
	$x_4^{3,9}$	0,654	0,641	0,771	-	-	-	-
	$x_7^{4,0}$	0,404	0,445	0,379	0,353	-	-	-
	$x_{10}^{4,0}$	0,518	0,528	0,448	0,611	0,412	-	-
	$x_{14}^{4,1}$	-0,386	0,346	0,113	-0,091	0,593	0,083	-

Στο παραπάνω παράδειγμα οι μόνες μεταβλητές που έχουν συντελεστή συσχέτισης $f_k\left(x_j\right)-f_{k'}\left(x_{j'}\right)$ μεγαλύτερο από 0,8 είναι οι $x_1^{1,47}$ και $x_2^{1,65}$. Από το σύνολο αυτό αφαιρείται εκείνη η μεταβλητή με το μικρότερο συντελεστή συσχέτισης με το προβλεπόμενο μέγεθος *y*, δηλαδή η $x_2^{1,65}$. Στην επόμενη επανάληψη κανένας συντελεστής $f_k\left(x_j\right)-f_{k'}\left(x_{j'}\right)$ δεν παραβιάζει το όριο του 0,8, οπότε η διαδικασία προχωρεί στο επόμενο βήμα.

Από τις αρχικές 84 μεταβλητές απέμειναν μόλις 6 μεταβλητές: $x_1^{1,47}, 1/x_3$, $x_4^{3,9}$, $x_7^{4,0}$, $x_{10}^{4,0}$, $x_{14}^{4,1}$. Αυτές σχηματίζουν το διάνυσμα $\vec{X}_{total-t}$. Οποιοσδήποτε συνδυασμός των παραπάνω όρων μπορεί να είναι ένα υποψήφιο διάνυσμα στον αλγόριθμο πρόβλεψης. Οι συνδυασμοί που εξετάζονται στην παρούσα περίπτωση είναι 2^6=64. Για κάθε συνδυασμό ο αλγόριθμος εκτελείται για διαφορετικούς συντελεστές βάρους από ω=0,8 ως 1,0 με βήμα 0,01. Από όλα τα μοντέλα, επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο δείκτη σφάλματος για το σύνολο ελέγχου.

Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για τα σύνολα ετών εκπαίδευσης που διαρκώς μειώνονται, αφαιρώντας σε κάθε περίπτωση το παλαιότερο έτος. Ο αλγόριθμος καταγράφει εκείνα τα μοντέλα με τη μικρότερη τιμή σφάλματος ανάλογα με το αντίστοιχο κριτήριο σφάλματος. Στην περίπτωση του κριτηρίου του μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος για το σύνολο ελέγχου ετών 1986-2000 η σχέση στην οποία καταλήγει ο αλγόριθμος είναι της μορφής:

$$\hat{y} = b_0 + b_1 \cdot x_1^{1,47} + b_2 \cdot \ln x_3 + b_3 \cdot x_4^{3,9} + b_4 \cdot x_7^{4,0} + b_5 \cdot x_{10}^{4,0} \qquad (4.33)$$

με συντελεστή βάρους ω=0,820 και έτη εκπαίδευσης 1986-2000. Η αντίστοιχη τιμή του κριτηρίου σφάλματος για τα έτη 1986-2000 φτάνει το 0,67%, ενώ για τα τρία έτη πρόβλεψης η αντίστοιχη τιμή είναι 0,69%, σύμφωνα με τον πίνακα 4.3. Από τη χρήση των δύο άλλων βασικών κριτηρίων, δηλαδή του μικρότερου αθροίσματος σφαλμάτων και του μικρότερου αθροίσματος τετραγώνων σφαλμάτων για τα έτη ελέγχου, προκύπτουν διαφορετικά μοντέλα με άλλα αποτελέσματα για τα έτη πρόβλεψης, τα οποία συνοψίζονται στους πίνακες 4.4 και 4.5.

Πίνακας 4.3: Αποτελέσματα υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου πολλαπλών μεταβλητών για έτη εκπαίδευσης 1986-2000, ελάχιστου μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος ετών ελέγχου 1986-2000, συντελεστή βάρους ω=0,820

Έτος Πρόβλεψης	Μέση τιμή ενέργειας πρόβλεψης (GWh)	Τυπική απόκλιση ενέργειας (GWh)	Πραγματική τιμή ενέργειας (GWh)	Σφάλμα (%)
2001	47432,762	440,255	47560,436	-0,34
2002	48511,104	776,762	48377,849	0,28
2003	51272,467	787,469	50539,182	1,45

Πίνακας 4.4: Αποτελέσματα υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου πολλαπλών μεταβλητών για έτη εκπαίδευσης 1986-2000, ελάχιστου αθροίσματος σφαλμάτων ετών ελέγχου 1986-2000, συντελεστή βάρους ω=1,000 με μορφή εξίσωσης $\hat{y} = b_0 + b_1 \cdot x_1^{1,47}$

Έτος Πρόβλεψης	Μέση τιμή πρόβλεψης (GWh)	Τυπική απόκλιση (GWh)	Σφάλμα (%)
2001	46178,034	366,912	-2,91
2002	48083,170	414,158	-0,61
2003	50041,736	463,683	-0,98

Πίνακας 4.5: Αποτελέσματα υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου πολλαπλών μεταβλητών για έτη εκπαίδευσης 1986-2000, ελάχιστου αθροίσματος τετραγώνων σφαλμάτων ετών ελέγχου 1986-2000, συντελεστή βάρους ω=1,000 με εξίσωση $\hat{y} = b_0 + b_1 \cdot x_1^{1,47} + b_2 \cdot \ln x_3 + b_3 \cdot x_4^{3,9} + b_4 \cdot x_7^{4,0} + b_5 \cdot x_{10}^{4,0} + b_4 \cdot x_{14}^{4,1}$

Έτος Πρόβλεψης	Μέση τιμή πρόβλεψης (GWh)	Τυπική απόκλιση (GWh)	Σφάλμα (%)
2001	47584,394	441,987	-0,05
2002	48764,104	770,206	0,80
2003	51329,290	755,855	-1,56

Με βάση τη διεθνή βιβλιογραφία [19] η επιλογή της βέλτιστης εξίσωσης θα στηριχθεί στο κριτήριο του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος, παρά το γεγονός ότι το κριτήριο του ελάχιστου αθροίσματος τετραγώνων σφαλμάτων οδηγεί σε καλή εκτίμηση του μεγέθους της ενέργειας.

4.4.3. Εφαρμογή του προσαρμοστικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου

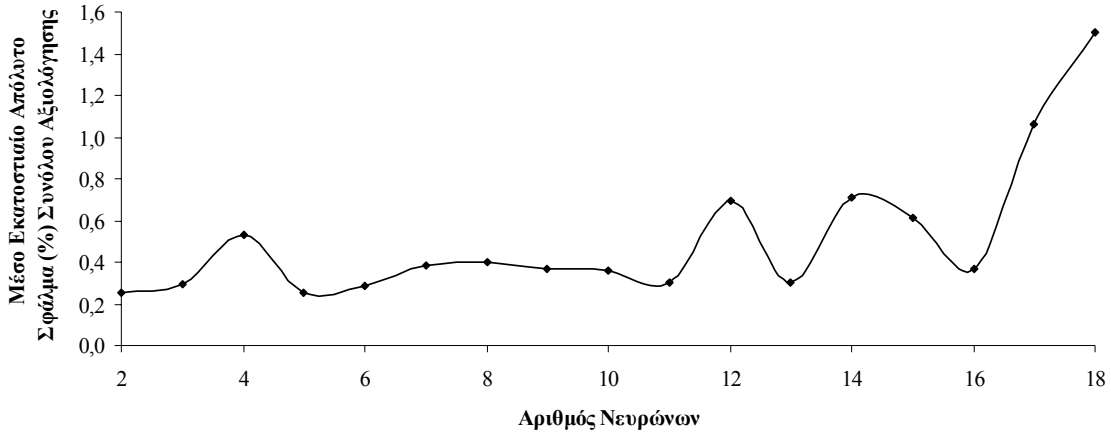
Κατά την εφαρμογή του παρόντος αλγορίθμου τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν για τον προσδιορισμό της ετήσιας ενέργειας (y) είναι ουσιαστικά τα ίδια με του μη γραμμικού παλινδρομικού αλγορίθμου, αν αφαιρεθούν ο αύξων αριθμός του τρέχοντος έτους (x_1) και η ενέργεια του προηγούμενου έτους (x_2). Ο αύξων αριθμός του έτους αφαιρείται, καθώς το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δεν λαμβάνει υπόψη του τη διαδοχή των ετών. Η ενέργεια του προηγούμενου έτους δεν χρησιμοποιείται, για να είναι ευκολότερη η πρόβλεψη των επόμενων τριών ετών.

Όλες οι υπόλοιπες μεταβλητές εισόδου εκτός από τις θερμοημέρες (x_3) και τις ψυχροημέρες (x_4) Αθήνας-Ελληνικού, μετατρέπονται σε αντίστοιχες μεταβολές. Δηλαδή σχηματίζονται οι μεταβολές του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος (d_5), οι μεταβολές των στατιστικών δεικτών προϊόντων πετρελαίου και άνθρακα (d_6), μεταποιήσεως (d_7), βασικών μετάλλων (d_8), κατασκευής τελικών προϊόντων από μέταλλο (d_9), χαρτιού και προϊόντων χαρτιού (d_{10}), χημικών προϊόντων (d_{11}), τροφίμων και ποτών (d_{12}), διαρκών καταναλωτικών αγαθών (d_{13}) και διαρκών μη καταναλωτικών αγαθών (d_{14}), οι μεταβολές του αριθμού των πελατών (d_{15}).

Πραγματοποιείται η διαδικασία των συσχετίσεων τόσο της j-οστής μεταβλητής εισόδου d_j ή x_j με τη μεταβολή της ετήσιας ενέργειας d_y, όσο και μεταξύ των μεταβλητών εισόδου θέτοντας ξανά cor_1=0,2 και cor_1=0,8. Έπειτα από τη διαδικασία αυτή για δεδομένα ετών εκπαίδευσης 1986-2000 απομένουν οι μεταβλητές x_3, x_4, d_5, d_7, d_9, d_{10} και d_{14}.

Στη συνέχεια εκτελείται ο αλγόριθμος του προσαρμοστικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου για πλήθος νευρώνων 2 ως 30, με αρχική τιμή του ρυθμού μάθησης η_0={0,1, 0,2,..., 0,9} και αντίστοιχη χρονική παράμετρο T_η={500, 1000,..., 4500}, με αρχική τιμή του όρου ορμής α_0={0,1, 0,2,..., 0,9}και χρονική παράμετρο T_α={500, 1000,..., 4500}. Μετά από μία σειρά προκαταρτικών δοκιμών επιλέχθηκαν τα βάρη επιπέδου εισόδου-κρυμμένου επιπέδου να ανήκουν στο διάστημα [-0,001, 0,001] και τα βάρη κρυμμένου επιπέδου-επιπέδου εξόδου στο [-0,01, 0,01]. Αντίστοιχα η συνάρτηση ενεργοποίησης που επιλέχθηκε είναι η υπερβολική εφαπτομένη με h_1=0,7 και h_2=0. Τέλος στην παρούσα περίπτωση λόγω λίγων δεδομένων τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης ταυτίζονται. Το μέγιστο πλήθος εποχών είναι 5000 και η αντίστοιχη οριακή τιμή αλλαγής τιμών $limit_1$=0,0001, $limit_2$=0,1.

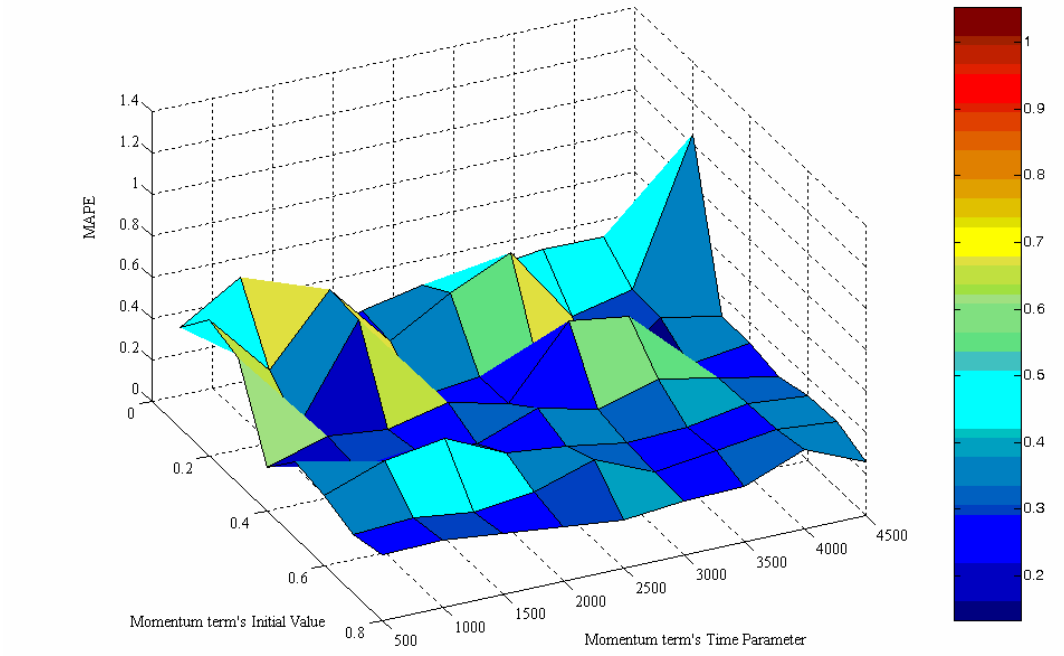
Κατά την πρώτη φάση εκτελείται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης της κάθε παραμέτρου χωριστά. Αρχικά βελτιστοποιείται το πλήθος των νευρώνων, ενώ οι άλλες παράμετροι παραμένουν σταθερές. Με βάση το διάγραμμα του σχήματος 4.4 προκύπτει ότι μικρά σφάλματα πραγματοποιούνται στην περιοχή 2 με 11 νευρώνων, ενώ πάνω από τους 17 νευρώνες υπάρχει συστηματικά μεγάλη αύξηση του σφάλματος. Το καλύτερο αποτέλεσμα δίνεται για 5 νευρώνες.



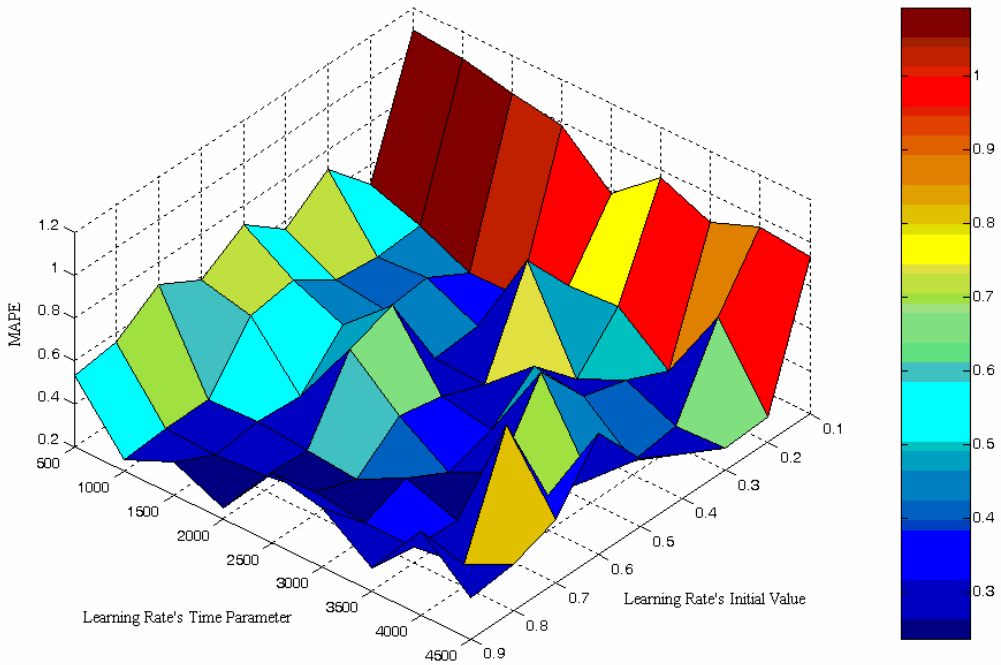
Σχήμα 4.4: Γραφική παράσταση μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος για το σύνολο αξιολόγησης για νευρώνες από 2 ως 18, για η_0 = 0,6, T_η= 3000, α_0 = 0,6 και T_α= 3000

Με τη βοήθεια του διαγράμματος του σχήματος 4.5 μελετάται η συμπεριφορά της αρχικής τιμής του όρου ορμής και της αντίστοιχης χρονικής παραμέτρου, από την οποία προκύπτει ότι για τιμές $\alpha_0 \geq 0,3$ δίνει

ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η αντίστοιχη επίδραση της χρονικής παραμέτρου T_α δεν είναι σημαντική. Το καλύτερο αποτέλεσμα δίνεται για α_0= 0,3 και T_α=3500. Το μέσο εκατοστιαίο σφάλμα αυξάνεται απότομα για τιμές α_0= 0,9. Με το διάγραμμα του σχήματος 4.6 γίνεται η μελέτη της επίδρασης της αρχικής τιμής η_0 και της χρονικής παραμέτρου T_η του ρυθμού μάθησης από την οποία προκύπτει ότι δίνονται ικανοποιητικά αποτελέσματα για η_0=0,7-0,9 και T_η= 1000-3500 κρατώντας τις υπόλοιπες παραμέτρους σταθερές.



Σχήμα 4.5: Γραφική παράσταση μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος για το σύνολο αξιολόγησης για 5 νευρώνες, α_0 ={0,1, 0,2,...,0,8}, T_α={500, 1000,...,4500}, η_0 = 0,6, T_η= 3000



Σχήμα 4.6: Γραφική παράσταση μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος για το σύνολο αξιολόγησης για 5 νευρώνες, α_0 =0,3, T_α=3500, η_0 = {0,1, 0,2,...,0,9}, T_η= {500, 1000,...,4500}

Κατά την τελική ρύθμιση του μοντέλου πραγματοποιούνται όλοι οι συνδυασμοί για αριθμό νευρώνων από 5 ως 6, α_0 =0,3-0,6 με βήμα 0,1, T_α=1000-4000 με βήμα 500, η_0 =0,7-0,9 με βήμα 0,1, T_η=1000-3500 με βήμα 500, h_1=0,6-0,8 με βήμα 0,1 και h_2=0. Από αυτούς τους συνδυασμούς επιλέγεται εκείνος που αντιστοιχεί στη μικρότερη τιμή του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος για το σύνολο αξιολόγησης. Αυτό δεν σημαίνει ότι δίνει και το μικρότερο MAPE για το σύνολο πρόβλεψης των ετών 2001-2003. Στην παρούσα περίπτωση ο βέλτιστος συνδυασμός παραμέτρων προέκυψε για: 5 νευρώνες, αρχική τιμή ρυθμού μάθησης η_0 =0,7, αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_η=2500, αρχική τιμή όρου ορμής α_0 =0,3 και αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_α=3500, συνάρτηση ενεργοποίησης και στα δύο επίπεδα (κρυμμένου και εξόδου) υπερβολική εφαπτομένη, h_1=0,7 και h_2=0. Το ελάχιστο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα για το σύνολο εκπαίδευσης είναι 0,24% και το αντίστοιχο για το σύνολο πρόβλεψης 0,72%. Χρειάστηκαν να πραγματοποιηθούν και οι 5000 εποχές (που αποτελούσαν το άνω όριο επαναλήψεων). Τα αντίστοιχα σφάλματα για τα έτη πρόβλεψης φαίνονται στον πίνακα 4.6. Σημειώνεται ότι με τη χρήση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου δεν υπολογίζεται άμεσα η τυπική απόκλιση.

Πίνακας 4.6: Αποτελέσματα πρόβλεψης ετών 2001-2003 μέσω τεχνητού νευρωνικού δικτύου με πλήθος νευρώνων 5, η_0 =0,7, T_η=2500, α_0 =0,3, T_α=3500, με έτη εκπαίδευσης 1986-2000, για τελικές μεταβλητές εισόδου x_3, x_4, d_5, d_7, d_9, d_{10} και d_{14}

Έτος Πρόβλεψης	Μέση τιμή πρόβλεψης (GWh)	Σφάλμα (%)
2001	47058,575	-1,06
2002	48434,267	0,12
2003	50040,678	-0,99

Αξιοσημείωτο είναι ότι στην περίπτωση που χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι μόνο οι θερμοημέρες x_3 και οι ψυχροημέρες x_4 Αθήνας-Ελληνικού μετά από επανάληψη της παραπάνω διαδικασίας διαμορφώνεται ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με πλήθος νευρώνων 9, αρχική τιμή ρυθμού μάθησης η_0 =0,9, αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_η=1000, αρχική τιμή όρου ορμής α_0 =0,5 και αντίστοιχη χρονική παράμετρος T_α=3000. Το ελάχιστο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα για το σύνολο εκπαίδευσης είναι 0,94% και το αντίστοιχο για το σύνολο πρόβλεψης 0,63%. Χρειάστηκαν να πραγματοποιηθούν πάλι 5000 εποχές. Τα αντίστοιχα σφάλματα για τα έτη πρόβλεψης φαίνονται στον πίνακα 4.7. Δηλαδή η προσθήκη περισσότερων παραμέτρων δεν οδήγησε σε βελτίωση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης, παρά το γεγονός ότι βελτιώθηκε σημαντικά το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα του συνόλου εκπαίδευσης.

Πίνακας 4.7: Αποτελέσματα πρόβλεψης ετών 2001-2003 μέσω τεχνητού νευρωνικού δικτύου με πλήθος νευρώνων 9, η_0 =0,9, T_η=1000, α_0 =0,5, T_α=3000, με έτη εκπαίδευσης 1986-2000, για τελικές μεταβλητές εισόδου x_3 και x_4

Έτος Πρόβλεψης	Μέση τιμή πρόβλεψης (GWh)	Σφάλμα (%)
2001	47601,451	0,09
2002	47871,410	-1,05
2003	50157,558	-0,76

4.4.4. Σύγκριση με Κλασικές Μεθόδους

Οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι συγκρίνονται με υπάρχουσες αναλυτικές και παλινδρομικές μεθόδους με έτη εκπαίδευσης και ελέγχου από 1986 ως 2000 και έτη αξιολόγησης από 2001 ως 2003. Στην προκειμένη περίπτωση εκτελέστηκαν μέθοδοι προεκβολής γραμμικής, πολυωνυμικής $2^{ου}$, $3^{ου}$, $4^{ου}$ βαθμού, εκθετικής και λογαριθμικής μορφής. Επίσης εφαρμόστηκε μοντέλο παλινδρομικής μορφής με χρήση τεσσάρων εισόδων (ενέργειας προηγούμενου έτους, ακαθάριστου εγχώριου προϊόντος, θερμοημερών και ψυχροημερών Αθήνας), στο οποίο πραγματοποιήθηκαν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί και επιλέχθηκαν εκείνες οι είσοδοι που παρουσιάζουν το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα για τα έτη εκπαίδευσης. Στην παρούσα περίπτωση προέκυψε η χρήση και των τεσσάρων εισόδων. Αν επιλεγόταν η υποχρεωτική χρήση των 14 αρχικών εισόδων των δύο προτεινόμενων μεθοδολογιών για τα έτη 1985-2000, τότε το σχηματιζόμενο γραμμικό παλινδρομικό μοντέλο θα υπερεκπαιδευόταν οδηγούμενο σε ακόμη χειρότερα αποτελέσματα. Από τη σύγκριση των διαφόρων μεθοδολογιών προκύπτει ότι οι δύο αναπτυχθέντες αλγόριθμοι οδηγούν σε αρκετά ικανοποιητικά

αποτελέσματα, ενώ από τις απλές κλασικές μεθόδους η πολυωνυμική δευτέρου βαθμού δίνει πρακτικά εξίσου καλές εκτιμήσεις για τα επόμενα τρία έτη.

Πίνακας 4.8: Σύγκριση αποτελεσμάτων αλγορίθμων πρόβλεψης ετήσιας ενέργειας για τα έτη 2001-2003

Αλγόριθμοι - μέθοδοι	γραμμική	Πολυων. $2^{ου}$ βαθμού	Πολυων. $3^{ου}$ βαθμού	Πολυων. $4^{ου}$ βαθμού	Εκθετ.	Λογ.	Πολλαπλή Παλινδρ.	Υβριδικό	ΤΝΔ
$\hat{y}_{2001}$ (GWh)	44474	46410	47857	47931	45626	44458	48716	47397	47059
σ_{2001} (GWh)	508	506	560	883	460	511	1215	440	-
e_{2001} (%)	-6,49	2,42	0,66	0,78	-4,07	-6,52	2,43	-0,34	-1,06
$\hat{y}_{2002}$ (GWh)	45797	48458	50991	51157	47437	45775	49401	48511	48434
σ_{2002} (GWh)	559	648	876	1746	529	561	1272	777	-
e_{2002} (%)	-5,34	0,17	5,40	5,75	-1,94	-5,38	2,11	0,28	0,12
$\hat{y}_{2003}$ (GWh)	47119	50592	54530	54837	49321	47091	51995	51272	50041
σ_{2003} (GWh)	610	810	1291	3061	604	612	1555	787	-
e_{2003} (%)	-6,77	0,10	7,90	8,50	-2,41	-6,82	2,88	1,45	-0,99
MAPE (%)	6,20	0,90	4,65	5,01	2,81	6,24	2,48	0,69	0,72

4.4.5. Ανάλυση Ευαισθησίας

Στην παρούσα παράγραφο μελετάται η ευαισθησία των προτεινόμενων αλγορίθμων ως προς τη μεταβολή των εισόδων τους. Καταρχήν για την πολυωνυμική συνάρτηση $2^{ου}$ βαθμού (που δίνει πολύ καλή μελλοντική εκτίμηση της ετήσιας ενέργειας) η είσοδός της, δηλαδή ο αύξων αριθμός του τρέχοντος έτους, είναι με κάθε βεβαιότητα γνωστή. Η αντίστοιχη τυπική της απόκλιση είναι του ίδιου μεγέθους με του υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού μοντέλου πολλών μεταβλητών, ενώ το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δεν δίνει άμεσα τυπική απόκλιση, παρά μόνο μπορεί να υπάρξει μία εκτίμησή της από τα σφάλματα των ετών εκπαίδευσης με πλήθος N_{train}, σύμφωνα με τη σχέση:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{t=1}^{N_{train}} e_t^2 \Big/ \left(N_{train} - 1\right)} \tag{4.34}$$

Στην παρούσα περίπτωση η εκτιμούμενη τυπική απόκλιση είναι της τάξης των 125 GWh, η οποία είναι κυρίως υποβαθμισμένη, καθώς στην πραγματικότητα είναι αρκετά μεγαλύτερη. Αν εφαρμοστεί η σχέση (4.34) στο σύνολο ετών πρόβλεψης η αντίστοιχη τυπική απόκλιση είναι της τάξης των 500 GWh.

Για τη μελέτη της ευαισθησίας του υβριδικού μη γραμμικού παλινδρομικού μοντέλου θεωρήθηκε για τα έτη πρόβλεψης, ότι οι τιμές των μεταβλητών εισόδων δεν είναι γνωστές με βεβαιότητα πλην του αύξοντα αριθμού του έτους. Συγκεκριμένα οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες λαμβάνουν τιμές που προκύπτουν από εφαρμογή της κανονικής κατανομής με μέση τιμή και τυπική απόκλιση τις αντίστοιχες των θερμοημερών και ψυχροημερών των ετών εκπαίδευσης. Για τα υπόλοιπα μεγέθη λήφθηκαν τιμές από τις κανονικές κατανομές με μέσες τιμές τις πραγματικές και τυπικές αποκλίσεις τις αντίστοιχες των πληθυσμών των μεταβλητών για το χρονικό διάστημα εκπαίδευσης. Οι τελευταίες είναι αρκετά μεγαλύτερες από τις τυπικές αποκλίσεις των μεταβλητών εισόδου, όπως εκτιμούνται από τις αντίστοιχες υπηρεσίες (Ε.Σ.Η.Ε. κτλ.), οι οποίες δίνονται όμως κατόπιν παραγγελίας. Από την εκτέλεση 100 διαφορετικών με τυχαίες τιμές προέκυψαν τιμές μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος από 0,40% ως 3,5% με μέση τιμή 1,3%. Για την περίπτωση του βέλτιστου τεχνητού νευρωνικού δικτύου από εκτέλεση αντίστοιχων 100 σεναρίων προέκυψαν τιμές μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος από 0,50% ως 1,4% με μέση τιμή 0,88%. Αξιοσημείωτο είναι ότι, αν στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με εισόδους μόνο τις θερμοημέρες και τις ψυχροημέρες της Αθήνας τεθούν ως τιμές οι αντίστοιχες μέσες για τα έτη πρόβλεψης, τότε θα προκύψει σταθερή αύξηση για κάθε έτος οδηγώντας σε μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ίσο με 0,87%.

4.5. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Μηνιαίας Ενέργειας Διασυνδεδεμένου Συστήματος

Η εξέλιξη της μηνιαίας ενέργειας του συστήματος είναι ένα μέγεθος που αφορά κυρίως τον προγραμματισμό των δραστηριοτήτων μίας επιχείρησης ηλεκτρισμού, όπως της συντήρησης μονάδων, της αγοράς καυσίμων κτλ.. Στην προκειμένη περίπτωση οι δύο αναπτυχθέντες αλγόριθμοι δοκιμάζονται και συγκρίνονται με τις αντίστοιχες μεθόδους που προαναφέρθηκαν για την ετήσια πρόβλεψη ενέργειας. Στον πίνακα 4.9 καταγράφεται η καλύτερη εκ των κλασικών μεθόδων μαζί με τους αναπτυχθέντες αλγορίθμους. Οι είσοδοι του υβριδικού αλγόριθμου και του απλού παλινδρομικού είναι: ο αύξων αριθμός του έτους (x_1), η αντίστοιχη μηνιαία ενέργεια του προηγούμενου έτους (x_2), οι θερμοημέρες (x_3) και οι ψυχροημέρες της Αθήνας (x_4). Τα υπόλοιπα μεγέθη δίνονται σε ετήσια βάση και δεν είναι δυνατή η αξιοποίησή τους. Στο αντίστοιχο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο οι είσοδοι είναι η μεταβολή της μηνιαίας ενέργειας του προηγούμενου έτους (d_2), οι θερμοημέρες (x_3) και οι ψυχροημέρες της Αθήνας (x_4) και οι αντίστοιχες μεταβολές τους (d_3) και (d_4) σε σχέση με το προηγούμενο έτος για την εύρεση της ετήσιας μεταβολής της ενέργειας.

Πίνακας 4.9: Σύγκριση αποτελεσμάτων αλγορίθμων πρόβλεψης μηνιαίας ενέργειας για τα έτη 2001-2002 με έτη εκπαίδευσης και αξιολόγησης 1986-2000

	Υβριδικός μη γραμμικός παλινδρομικός αλγόριθμος			Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο			Βέλτιστο κλασικό μοντέλο		
Μήνας	Είσοδοι	Συναρτ. - ω	MAPE (%)	Είσοδοι	Διάταξη Νευρ.- η_0 - T_η - α_0 - T_a	MAPE (%)	Μέθοδος	Είσοδοι	MAPE (%)
Ιανουάριος	x_1, x_2, x_3	$x_1^{1,16}$, $1/x_3$ -0,81	1,70	x_3	6-0,5-2000-0,5-3000	1,08	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	1,80
Φεβρουάριος	x_1, x_2, x_3	$x_1^{1,62}$ -1,00	1,50	d_3, x_3	4- 0,4-4500- 0,5-3500	2,61	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	1,70
Μάρτιος	x_1, x_2, x_3	$x_1^{1,79}$ -0,81	3,04	d_3, x_3	6- 0,6-300- 0,4-4500	6,55	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	3,08
Απρίλιος	x_1, x_2, x_3, x_4	$x_1^{1,72}$ -1,00	0,17	x_3, x_4	6- 0,5-3500- 0,7-1500	1,69	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	0,19
Μάιος	x_1, x_2, x_3, x_4	$x_1^{1,41}$ -0,91	0,22	x_3, x_4	6-0,7-4000 -0,6-3000	0,76	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	0,18
Ιούνιος	x_1, x_2, x_3, x_4	$x_1^{1,53}$ -1,00	2,17	x_4	6- 0,8-1500- 0,6-3000	2,78	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	2,27
Ιούλιος	x_1, x_2, x_4	$x_1^{1,73}$ - $x_4^{1,04}$ - 0,93	3,55	d_4, x_4	6- 0,9-2000- 0,6-500	3,05	Παλινδρ.	x_1, x_2, x_4	3,08
Αύγουστος	x_1, x_2, x_4, d_4	$x_1^{1,63}$ - $x_4^{4,1}$ - $1/d_4$ -0,91	1,27	d_4, x_4	8- 0,8-4000- 0,4-1500	3,26	Παλινδρ.	x_1, x_2, x_4	1,27
Σεπτέμβριος	x_1, x_2, x_4, d_4	$x_1^{1,41}$ -1,00	4,86	x_4	5- 0,6-4000- 0,5-4000	5,19	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	3,83
Οκτώβριος	x_1, x_2, x_3, x_4	$x_1^{1,64}$ - $x_4^{1,42}$ - 0,81	2,18	x_3, x_4	7- 0,6-3000- 0,7-4000	1,86	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	1,93
Νοέμβριος	x_1, x_2, x_3, d_3	$x_1^{1,38}$ - $1/x_3$ $1/d_3$ - 0,81	4,71	x_3, d_3	9- 0,8-4000- 0,8-3000	6,58	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	4,56
Δεκέμβριος	x_1, x_2, x_3, d_3	$x_1^{1,85}$ - $1/x_3$ - 1,00	2,56	x_3, d_3	9- 0,6-3000- 0,6-3500	2,27	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	4,39

Σημειώνεται ότι το υψηλό ποσοστό σφάλματος σε ορισμένους μήνες οφείλεται σε απότομες μεταβολές ζήτησης ενέργειας. Ως παράδειγμα αναφέρεται ο Σεπτέμβριος του 2002, όπου από τις παραμέτρους που λαμβάνονται υπόψη δεν υπάρχει κάποιο στοιχείο που να δικαιολογεί τη μείωση της ζητούμενης ενέργειας,

ενώ στον αντίστοιχο μήνα του 2001 η ζήτηση παρουσιάζει την αντίστοιχη φυσιολογική αύξηση. Αυτό έχει ως συνέπεια όλα τα μοντέλα πρόβλεψης να παρουσιάζουν σφάλματα της τάξης του 5 με 7% στην αντίστοιχη χρονιά, με συνέπεια να ανεβάζουν το συνολικό μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα. Επίσης η χρήση είτε τεχνητού νευρωνικού δικτύου (κοινού για όλους τους μήνες με επιπλέον δωδεκαψήφια δυαδική είσοδο, όπου κάθε ψηφίο ενεργοποιείται τον αντίστοιχο μήνα), είτε του υβριδικού μη γραμμικού αλγορίθμου με χρήση συναρτήσεων συνημιτόνου και ημιτόνου με περίοδο ίση με 12, οδηγεί σε υψηλά σφάλματα (άνω του 6%) και γι' αυτό δεν προτείνεται η εφαρμογή αυτής της μορφής εισόδων στους αναπτυχθέντες αλγορίθμους για την περίπτωση ύπαρξης αυτού του πλήθους δεδομένων.

4.6. Εφαρμογή Αναπτυχθέντων Αλγορίθμων στη Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψης Ετήσιας Ενέργειας Ανά Χρήση

Πραγματοποιείται η μελέτη της εξέλιξης της ετήσια ενέργειας ανά χρήση, όπως οικιακή, βιομηχανική χρήση χαμηλής τάσης κτλ. και ανά επίπεδο τάσης. Τα μεγέθη που χρησιμοποιούνται είναι τα αντίστοιχα 14 πρώτα μεγέθη εισόδου της συνολικής ετήσιας ενέργειας, καθώς επίσης ο αριθμός των πελατών ανά χρήση (x_{15}) και η αντίστοιχη μέση τιμή της kWh (x_{16}). Στον πίνακα 4.10 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αντίστοιχα αποτελέσματα.

Πίνακας 4.10: Σύγκριση αποτελεσμάτων αλγορίθμων πρόβλεψης ετήσιας ενέργειας ανά χρήση για τα έτη 2001-2003 με έτη εκπαίδευσης και αξιολόγησης 1986-2000

	Υβριδικός μη γραμμικός παλινδρομικός αλγόριθμος			Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο			Βέλτιστο κλασικό μοντέλο		
Χρήση	Εναπομένουσες Είσοδοι	Συναρτ. - ω	MAPE (%)	Είσοδοι	Διάταξη Νευρ. - η_0 - T_η - α_0 - T_a	MAPE (%)	Μέθοδος	Είσοδοι	MAPE (%)
Οικιακή	x_1, x_3, x_4, x_7, x_{10}, x_{14}	$x_1^{1,23}$ - $1/x_3$ $x_4^{4,1}$ - $x_7^{4,1}$ - $x_{10}^{4,1}$ - $x_{14}^{3,5}$ - 1,00	1,87	x_3, x_4, d_5, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}	8-0,5-3000-0,7-3000	1,48	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	1,48
Βιομηχανική Χ.Τ.	x_3, x_4, x_5, x_9, x_{10}	$1/x_3$ - $x_4^{4,1}$ - $\ln x_5$ - $x_9^{1,85}$ - $x_{10}^{4,1}$ - 0,81	1,07	d_2, x_3, x_4, d_5, d_9, d_{10}, d_{14}	4- 0,5-3000-0,6-1000	1,47	Παλινδρ.	x_2, x_3, x_4, x_9, x_{10}, x_{14}	1,57
Εμπορική, δημόσιος τομέας Χ.Τ.	x_1, x_3, x_4, x_7, x_{10}, x_{14}	$x_1^{1,66}$ - $1/x_3$ $x_4^{4,1}$ - $x_{14}^{4,1}$ - 1,00	1,87	d_2, x_3, x_4, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}	10- 0,6-3500-0,6-2000	1,06	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	2,43
Φωτισμός οδών Χ.Τ. – Φ.Ο.Π.	x_1, x_3, x_4, x_7, x_{10}, x_{14}	$x_1^{1,23}$, $x_7^{4,1}$ - $x_{10}^{4,1}$ - $x_{14}^{4,0}$ - 0,81	1,03	d_7, d_9, d_{10}, d_{14}	7- 0,6-2000-0,6-1500	1,90	Παλινδρ.	x_2, x_3, x_4, x_7, x_9, x_{10}, x_{14}	1,97
Βιομηχανική Μ.Τ.	x_7, x_{10}, x_{11}	$x_7^{4,1}$ - $x_{10}^{3,05}$ - 0,81	1,42	d_2, x_3, x_4, d_5, d_9, d_{10}, d_{14}	3- 0,5-3000-0,7-3000	0,31	Πολυων. 2ου βαθμ.	x_1	0,69
Εμπορική Μ.Τ.	x_2, x_3, x_4, x_7, x_{10}, x_{14}	$x_2^{1,28}$ - $1/x_3$ $x_4^{4,1}$ - $x_7^{4,1}$ - $x_{10}^{4,1}$ - $x_{14}^{3,5}$ - 1,00	4,5	d_2, x_3, x_4, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}	3- 0,6-3000-0,6-3000	2,68	Πολυων. 3ου βαθμ.	x_1	3,81

Παρατηρείται ότι ο υβριδικός μη γραμμικός πολυμεταβλητός αλγόριθμος παλινδρόμησης δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε δύο περιπτώσεις (βιομηχανία και φωτισμός οδών χαμηλής τάσης), το προσαρμοστικό ΤΝΔ σε τρεις περιπτώσεις (εμπορική χαμηλής τάσης, βιομηχανική και εμπορική μέσης τάσης), ενώ τα κλασικά μοντέλα δίνουν το ίδιο αποτέλεσμα με το ΤΝΔ για τον οικιακό τομέα. Γενικά το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει τα ίδια ή καλύτερα αποτελέσματα από τις κλασικές μεθόδους σε όλες τις περιπτώσεις και αποτελεί το κύριο πλεονέκτημα έναντι του υβριδικού μοντέλου.

4.7. Συμπεράσματα

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκαν δύο νέοι αναπτυχθέντες αλγόριθμοι πρόβλεψης ενέργειας σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα. Αυτοί είναι: ο αλγόριθμος πολλαπλής παλινδρόμησης με βάρη και συνεχείς, παραγωγίσιμες, μη γραμμικές συναρτήσεις και το προσαρμοστικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Στην πρώτη περίπτωση γίνεται βελτιστοποίηση τόσο στους συντελεστές βάρους και τα χρονικά διαστήματα που χρησιμοποιούνται, όσο και στην επιλογή των μετασχηματισμένων μέσω των συναρτήσεων μεταβλητών εισόδου. Κατά τη χρήση του ΤΝΔ γίνεται ο μετασχηματισμός εκείνων των μεταβλητών εισόδου ή / και εξόδου σε διαφορές ή σχετικές διαφορές έτσι, ώστε να αντιμετωπιστεί η συνεχής αυξητική τους τάση. Μ' αυτόν τον τρόπο το ζήτημα της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης, που είναι πρόβλημα προεκβολής, μετατρέπεται σε παρεμβολής και είναι δυνατή η λύση του με τη χρήση του ΤΝΔ. Οι δύο αναπτυχθέντες αλγόριθμοι εφαρμόστηκαν για την περίπτωση πρόβλεψης ενέργειας συστήματος και διαφόρων χρήσεων σε ετήσια και μηνιαία κλίμακα. Συγκρίθηκαν με κλασικές μεθόδους δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα και βελτιώνοντάς τα συστηματικά στις περιπτώσεις της ετήσιας πρόβλεψης.

4.8. Βιβλιογραφία

[1] Β.Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994

[2] H.L.Willis, J.E.D.Northcote-Green: "Comparison tests of fourteen distribution load forecasting methods", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No.6, June 1984, pp. 1190-1197

[3] H.L. Willis: "Load forecasting for distribution planning-error and impact on design", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, No.3, March 1983, pp. 675-686

[4] H.N. Tram, H.L. Willis, J.E.D. Northcote-Green, C.L. Brooks: "Load forecasting data and data base development for distribution planning", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, No.11, November 1983, pp. 3660-3666

[5] H. Lee Willis, R.W. Powell, D.L. Wall: "Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No.5, May 1984, pp. 1070-1076

[6] H. Lee Willis, Linda A. Finley, Michael J. Buri : "Forecasting Electric Demand of Distribution System Planning in Rural and Sparsely Populated Regions", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.4, November 1995, pp. 2008-2013

[7] Mo-yuen Chow, Hahn Tram: "Methodology of Urban Re-Development Considerations in Spatial Load Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.2, May 1997, pp. 996-1001

[8] Mo-yuen Chow, Haln Tram: "Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.3, August 1997, pp.1360- 1366

[9] Mo-yuen Chow, Jinxiang Zhu, Hahn Tram: "Application of fuzzy multi-objective decision making in spatial load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.3, August 1998, pp. 1185 - 1190

[10] Hung-Chih Wu, Chan-Nan Lu: "A Data Mining Approach for Spatial Modeling in Small Area Load Forecast", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, pp.516-521

[11] E. Doveh, P. Feigin, D. Greig, L. Hyams: "Experience with FNN Models for Medium Term Power Demand Predictions", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, pp.538-546

[12] M. S. Kandil, S. M. El-Debeiky, N.E. Hasanien: "Long-Term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-Based Expert System", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, pp.491-496

[13] Κ. Σφακιανός, Δ.Ε.Η.: «Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας και Φορτίου», Μάιος 2001,σελ. 2

[14] C. W. Gellings, R. W. Taylor : « Electric Load Curve Synthesis – A Computer Simulation of an Electric Utility Load Shape» , IEEE Power Engineering Society Summer Meeting , 1980 or Talukdar & Gellings : "Load Management", IEEE Press, pp. 111-116

[15] J. H. Broehl : « An End-Use Approach to Demand Forecasting» , IEEE Power Engineering Society Summer Meeting , 1980 or Talukdar & Gellings : "Load Management", IEEE Press, pp. 117-121

[16] Δ.Ε.Δ. - Δ.Ε.Η.: «Η μελέτη ηλεκτρικού φορτίου στη Δ.Ε.Η. για τα έτη 1988-1993», Έκδοση Δ.Ε.Η., Αθήνα, Δεκέμβριος 1994

[17] Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Τεχνολογίας Υπολογιστών, Εργαστήριο Παραγωγής, Μεταφοράς, Διανομής & Χρησιμοποιήσεως Ηλεκτρικής Ενέργειας, υπεύθυνος έργου Δ.Κ. Τσανάκας: «Προετοιμασία της Έρευνας Φορτίου στη ΜΤ και ΧΤ», Έκθεση ερευνητικού έργου, Πάτρα, Φεβρουάριος 2000

[18] Αθ. Αραβαντινός: «Πολεοδομικός Σχεδιασμός για μία Βιώσιμη Ανάπτυξη του Αστικού Χώρου», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Συμμετρία, 1991

[19] H. S. Hippert, C.E. Pedreira, R.C. Souza: "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, No.1, pp. 44-55, February 2001

[20] Β. Παπαδιάς, Γ. Κονταξής: «Ηλεκτρική Οικονομία», Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2001

[21] Αρ. Λύκας: «Υπολογιστική Νοημοσύνη», Πρώτη Έκδοση, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999

[22] S.Haykin: "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", Prentice Hall, 1994

[23] P.S. Ghosh, S. Chakravorti, N. Chatterjee: "Estimation of Time-to-flashover Characteristics of Contaminated Electrolytic Surfaces using a Neural Network", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, Vol. 2, No. 6, December 1995, pp. 1064 –1074

[24] Γ.Γ.Ε. Ε.Σ.Υ.Ε. Δελτία Τύπου αντίστοιχων μεγεθών και Ετήσιες Εκθέσεις Ετών 1982-2002

[25] Δ.Ε.Η. Δ.Ε.Μ.Ε.Π. «Στατιστική Επετηρίδα Διανομής 2003», Αθήνα, 2003

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ

5.1. Βασικές Αρχές Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι απαραίτητη για την επίλυση προβλημάτων των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπως της συντήρησης μονάδων παραγωγής, της υδροθερμικής συνεργασίας, των επιπτώσεων των μέτρων ενεργειακής αποδοτικότητας κα., όπως αναλύθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Πέρα από τις κλασικές μεθοδολογίες [1] έχουν προταθεί και μέθοδοι που λαμβάνουν υπόψη τη χρήση γης [2-3] σε συνδυασμό με την ασαφή λογική [4-5] ή που στηρίζονται στη χρήση πιθανοτικών μοντέλων [6] δίνοντας έμφαση στην εύρεση της αιχμής του φορτίου και της ζητούμενης ενέργειας ανά συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα (μήνας, έτος κτλ.). Με τη βοήθεια ενός μικρού νευρωνικού δικτύου είναι δυνατή η πρόβλεψη των αιχμών των πρωινών και των πρώτων νυχτερινών ωρών ανά ημέρα σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα εντός ενός έτους για το ισραηλινό σύστημα ενέργειας [7]. Επίσης έχει αναπτυχθεί ένα μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ημερήσιας αιχμής φορτίου για ένα μήνα στηριζόμενο στη μηχανή υποστήριξης διανυσμάτων (support vector machines–SVM) και χρησιμοποιώντας ως δεδομένα τις ημέρες της εβδομάδας, τις θερμοκρασίες και τις αργίες [8]. Στο τελικά προτεινόμενο μοντέλο χρησιμοποιούνται μόνο οι ημέρες εβδομάδας, καθώς τα υπόλοιπα εναλλακτικά σενάρια εισόδων οδηγούν σε μεγαλύτερα σφάλματα. Στο [9] διαμορφώνονται οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου για κάθε εβδομάδα του επόμενου έτους, όπου με χρήση απλών γραμμικών μοντέλων (πλήθους 24x52) περιγράφεται το κάθε έτος, ενώ η ετήσια ανάπτυξη στηρίζεται σε τρίτου βαθμού παλινδρομικές σχέσεις.

Στον παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται οι ακόλουθες νέες αναπτυχθείσες μεθοδολογίες πρόβλεψης ζήτησης φορτίου σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα:

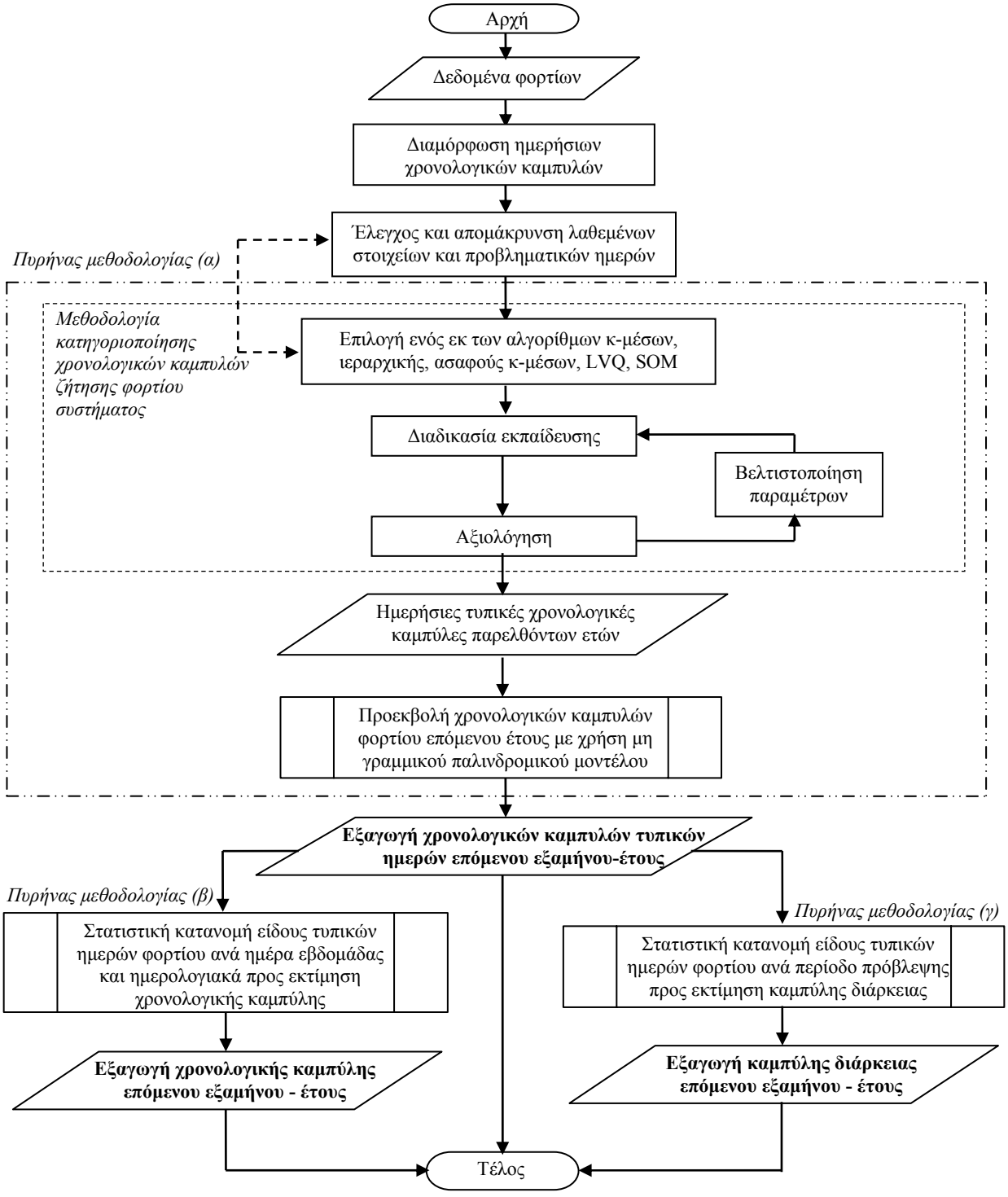
- εύρεσης τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών του επόμενου έτους με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου παρελθόντων ετών και του αλγορίθμου μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης,
- εύρεσης καμπύλης διάρκειας φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση στατιστικής κατανομής πλήθους ημερών ανά τυπική ομάδα κάθε εποχής και των εκτιμούμενων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών που υπολογίζονται από την προηγούμενη μεθοδολογία,
- εύρεσης χρονολογικής καμπύλης φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση των εκτιμούμενων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους και του είδους των τυπικών ομάδων φορτίου των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών,
- εύρεσης χρονολογικής καμπύλης φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος με χρήση (πέρα των εκτιμούμενων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους) των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης και του είδους της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας) στην επιλογή των εκτιμούμενων τυπικών ομάδων φορτίου με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής. Σ' αυτήν την περίπτωση εξετάζεται μία σειρά διαφορετικών σεναρίων εισόδων στους κανόνες ασαφούς λογικής όσον αφορά τις τυπικές ομάδες θερμοκρασίας και φορτίου.

5.2. Μεθοδολογία Εύρεσης Τυπικών Ημερήσιων Χρονολογικών Καμπυλών Ζήτησης Φορτίου Επόμενου Έτους

Με τη βοήθεια των τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας των επόμενων ετών είναι δυνατός ο προσδιορισμός των επιπτώσεων των μέτρων ενεργειακής αποδοτικότητας, η μελέτη της οικονομικής λειτουργίας των μονάδων παραγωγής, η εξέλιξη των καμπυλών φορτίου (όπως μετατόπιση της ώρας αιχμής, διεύρυνση της διακύμανσης του φορτίου εντός της ημέρας κα.). Το διάγραμμα ροής της μεθοδολογίας εύρεσης των τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών επόμενου έτους παρουσιάζεται στο σχήμα 5.1, ενώ τα αντίστοιχα βήματα είναι τα εξής:

- *Εισαγωγή των δεδομένων εισόδου*. Είναι τα ωριαία φορτία των προηγούμενων χρόνων, μαζί με την ημερομηνία, την ώρα και την ημέρα της εβδομάδας. Λαμβάνεται μέριμνα να καταγραφεί οποιαδήποτε πληροφορία αφορά ειδικά χαρακτηριστικά του συγκεκριμένου φορτίου, π.χ. αν παρουσιάστηκε ημέρα απεργιών της επιχείρησης ηλεκτρισμού κτλ.
- *Διαμόρφωση των εικοσιτετράωρων ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών,* με βάση τα αντίστοιχα ιστορικά στοιχεία.
- *Έλεγχος και απομάκρυνση - διόρθωση λανθασμένων στοιχείων*. Οι διαμορφωμένες καμπύλες ελέγχονται για την ομαλότητά τους προς διόρθωση ή απομάκρυνση τυχαίων σφαλμάτων. Είναι δυνατή να γίνει μία προκαταρτική εκτέλεση μίας μεθόδου αναγνώρισης προτύπων προς εύρεση μη γνωστών προβληματικών ημερών, οι οποίες δεσμεύουν κάποιο αριθμό τυπικών ημερών μειώνοντας τις αντίστοιχες ημέρες που αναπαριστούν το σύνολο που πραγματικά ενδιαφέρει.
- *Ομαδοποίηση τυπικών χρονολογικών καμπυλών συστήματος*. Στηρίζεται στη μεθοδολογία της κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου με χρήση αναγνώρισης προτύπων (§ 2.8). Δηλαδή σε κάθε χρονική περίοδο μελέτης εκτελείται το σύνολο των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων (κ-μέσων, εκπαιδευόμενου διανυσματικού κβαντιστή, ασαφούς ομαδοποίησης κ-μέσων, αυτό-οργανωμένου χάρτη και ιεραρχικών με τις διάφορες παραλλαγές τους). Συγκεκριμένα κάθε μέθοδος εκπαιδεύεται για το σύνολο των δεδομένων, αξιολογείται με βάση τα έξι κριτήρια καταλληλότητας της § 2.5.1 (δίνοντας στην προκειμένη περίπτωση έμφαση στο δείκτη λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων) και βελτιστοποιούνται οι παράμετροί της, εφόσον απαιτείται. Από το σύνολο των αποτελεσμάτων αξιοποιούνται εκείνα που κρίνονται πιο ικανοποιητικά διαμορφώνοντας τις τυπικές χρονολογικές καμπύλες της αντίστοιχης περιόδου. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για τα υπό εξέταση έτη κατασκευάζοντας το σύνολο των ημερήσιων τυπικών χρονολογικών καμπυλών παρελθόντων ετών ανά εποχή με χρήση δύο εποχών: του καλοκαιριού (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) και του χειμώνα (Οκτώβριος-Μάρτιος), σύμφωνα με τη § 2.9.
- *Προεκβολή χρονολογικών καμπυλών φορτίου επόμενου έτους με χρήση του μη γραμμικού πολυμεταβλητού παλινδρομικού αλγορίθμου*. Για κάθε ώρα μίας συγκεκριμένης τυπικής ομάδας εκτελείται ο μη γραμμικός, πολυμεταβλητός παλινδρομικός αλγόριθμος (βλ. § 4.2) θέτοντας στο βασικό διάνυσμα των μεταβλητών εισόδου $\vec{X}_i$ το έτος και το αντίστοιχο τυπικό φορτίο του προηγούμενου έτους. Σε κάθε μεταβλητή εισόδου εφαρμόζονται οι συναρτήσεις του συνόλου $F=\{x^a,\ 1/x,\ \ln(x),\ e^{-x}\}$, σχηματίζεται το βασικό διάνυσμα $\vec{X}_i$ του οποίου το πλήθος των μεταβλητών μειώνεται με ανάλυση συσχέτισης σχηματίζοντας το αντίστοιχο διάνυσμα $\vec{X}_{total-t}$. Ο οποιοσδήποτε συνδυασμός όρων του τελευταίου σχηματίζει ένα υποψήφιο διάνυσμα $\vec{X}_t$, για το οποίο υπολογίζονται η εκτιμήτρια σταθερών όρων και οι αντίστοιχοι δείκτες σφάλματος για διάφορες τιμές του συντελεστή βάρους και επιλέγεται εκείνο το μοντέλο με τη μικρότερη τιμή του εκάστοτε σφάλματος ως προς το σύνολο αξιολόγησης. Οπότε για κάθε ώρα μίας τυπικής καμπύλης υπολογίζεται ένα ξεχωριστό μοντέλο πρόβλεψης.
- *Εξαγωγή χρονολογικών καμπυλών φορτίου τυπικών ημερών επόμενου έτους*. Τα αποτελέσματα των εικοσιτεσσάρων μοντέλων πρόβλεψης (ένα για κάθε ώρα μίας τυπικής ομάδας) συνδυάζονται προς σχηματισμό της αντίστοιχης τυπικής χρονολογικής καμπύλης φορτίου για το επόμενο έτος. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται τόσες φορές, όσο είναι και οι τυπικές ημέρες του έτους.

Η μεθοδολογία αυτή αποτελεί αναπόσπαστο τμήμα των υπολοίπων τριών μεθοδολογιών που παρουσιάζονται, όπως φαίνεται άλλωστε από τα διαγράμματα ροής στα σχήματα 5.1 και 5.2, καθώς επίσης και από τις § 5.2, 5.3.



Σχήμα 5.1: Διάγραμμα ροής μεθοδολογιών (α) μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου συστήματος, (β) μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου συστήματος, (γ) μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης καμπύλης διάρκειας ζήτησης φορτίου συστήματος

5.3. Μεθοδολογία Εύρεσης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου και Διάρκειας Φορτίου Επόμενου Έτους με Χρήση Φορτίων και Ημερολογιακών Στοιχείων

Ο προγραμματισμός συντήρησης θερμικών μονάδων και ο σχεδιασμός της υδροθερμικής συνεργασίας του επόμενου έτους διευκολύνονται από τη γνώση του επιπέδου των αντίστοιχων αιχμών (ανά ημέρα, εβδομάδα ή μήνα) και αν είναι δυνατό και της αντίστοιχης ετήσιας χρονολογικής καμπύλης φορτίου. Για να επιτευχθεί ο σχηματισμός της τελευταίας, είναι αναγκαίος ο χρονικός προσδιορισμός παρουσίασης της ημερήσιας

χρονολογικής καμπύλης της εκάστοτε τυπικής ομάδας. Το ζήτημα αντιμετωπίζεται αναπτύσσοντας μία νέα μεθοδολογία, η οποία λαμβάνει απευθείας τα αποτελέσματα της εύρεσης των τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου του συστήματος, τα συνδυάζει με το είδος της ημέρας της εβδομάδας και με ημερολογιακά στοιχεία, όπως ποια ημερομηνία είναι Πάσχα κτλ., και στατιστικά προκύπτει το είδος της χρονολογικής καμπύλης της αντίστοιχης ημέρας του επόμενου έτους. Για την ημέρα *d* του επόμενου έτους η χρονολογική καμπύλη $\vec{L}_d$ μπορεί να προκύψει από την ακόλουθη σχέση λαμβάνοντας υπόψη την πιθανότητα παρουσίασης p_t της αντίστοιχης τυπικής ημέρας με καμπύλη $\vec{L}_t$ και εφαρμόζοντάς την ξεχωριστά ανά ημέρα της εβδομάδας και αργία:

$$\vec{L}_d = \sum_t p_t \cdot \vec{L}_t \tag{5.1}$$

Εναλλακτικά έχει αναπτυχθεί μία μεθοδολογία εύρεσης καμπύλης διάρκειας φορτίου με βάση τη στατιστική ανάλυση των τυπικών ημερών φορτίου για τα έτη εκπαίδευσης, χωρίς να επιδρούν καθόλου το είδος της ημέρας της εβδομάδας και οι αργίες. Οι δύο τελευταίες μεθοδολογίες είναι ουσιαστικά επεκτάσεις της μεθοδολογίας εύρεσης των τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών επόμενου έτους της § 5.2 και τα αντίστοιχα διαγράμματα ροής παρουσιάζονται στο σχήμα 5.1.

5.4. Μεθοδολογία Εύρεσης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου Επόμενου Έτους με τη Βοήθεια Ασαφούς Λογικής και Χρήσης Ομάδων Φορτίων και Θερμοκρασιών

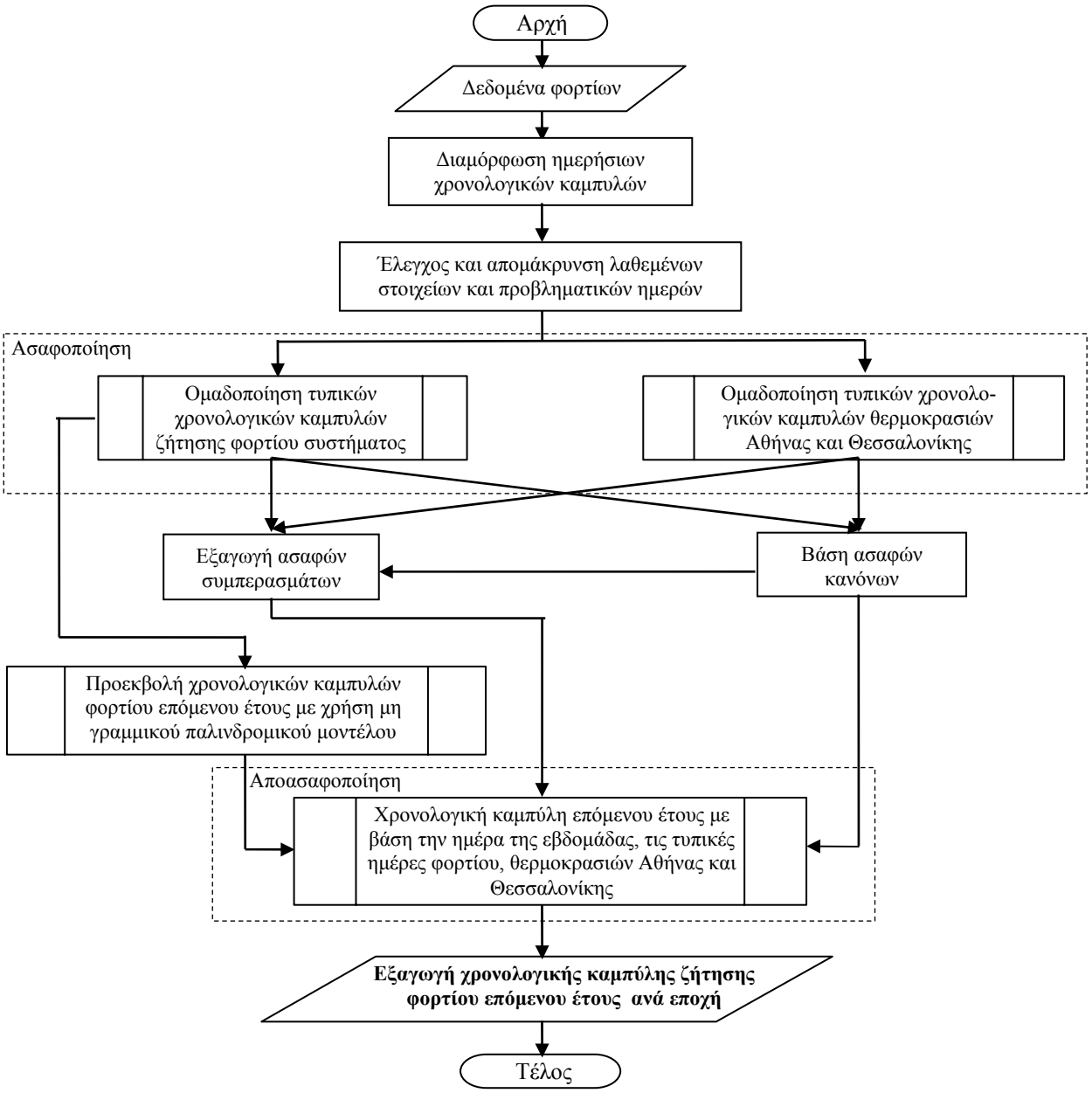
Η δεύτερη μεθοδολογία εύρεσης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους είναι αρκετά πιο περίπλοκη, καθώς εμπλέκει και την επίδραση των θερμοκρασιών με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής. Τα βασικά της βήματα είναι τα ακόλουθα, ενώ το διάγραμμα ροής της παρουσιάζεται στο σχήμα 6.2:

- *Εισαγωγή των δεδομένων εισόδου*. Εισάγονται τα ωριαία φορτία συστήματος, οι τρίωρες θερμοκρασίες Αθηνών και Θεσσαλονίκης των προηγούμενων χρόνων, μαζί με την ημερομηνία, την ώρα και την ημέρα της εβδομάδας, ειδικά χαρακτηριστικά της συγκεκριμένης μέρας.
- *Διαμόρφωση των εικοσιτετράωρων ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών,* τόσο του φορτίου συστήματος, όσο και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης.
- *Έλεγχος και απομάκρυνση - διόρθωση λανθασμένων στοιχείων*. Οι διαμορφωμένες καμπύλες ελέγχονται για την ομαλότητά τους προς διόρθωση ή απομάκρυνση τυχαίων σφαλμάτων, ενδεχομένως με χρήση μίας μεθόδου αναγνώρισης προτύπων προς εύρεση μη γνωστών προβληματικών ημερών.
- *Ομαδοποίηση τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου συστήματος*. Για κάθε χρονική περίοδο μελέτης εκτελείται η μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων στην περίπτωση της ζήτησης φορτίου του συστήματος, όπως ήδη έχει αναλυθεί στις § 2.8, 2.9 και 5.2. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για τα υπό εξέταση έτη κατασκευάζοντας το σύνολο των ημερήσιων τυπικών χρονολογικών καμπυλών παρελθόντων ετών. Μαζί με την επόμενη διαδικασία ομαδοποίησης είναι ουσιαστικά το τμήμα *ασαφοποίησης* ενός μοντέλου ασαφούς λογικής, όπου, αντί ενός ποιοτικού χαρακτηρισμού της τυπικής ημέρας από πλευράς μελετητή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας ή της χρήσης κατάλληλων συναρτήσεων συμμετοχής, εφαρμόζονται μέθοδοι κατηγοριοποίησης [10].
- *Ομαδοποίηση τυπικών χρονολογικών καμπυλών θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης*. Εφαρμόζεται η μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων για την περίπτωση των θερμοκρασιών, όπως έχει αναφερθεί στις § 2.8 και 2.10, παραλείποντας ως αμελητέες τις ετήσιες μεταβολές της θερμοκρασίας (π.χ. αύξηση της μέσης θερμοκρασίας λόγω φαινομένου θερμοκηπίου) εξαιτίας του μικρού τους μεγέθους για το αντίστοιχο χρονικό διάστημα μελέτης (15-20 έτη).
- *Βάση ασαφών κανόνων*. Με βάση τα υπάρχοντα ιστορικά στοιχεία διαμορφώνεται ένα σύνολο ασαφών κανόνων της ακόλουθης μορφής:

$$\text{Αν } (A_1 \text{ είναι } x_1) \text{ και } (A_2 \text{ είναι } x_2) \text{ και ... και } (A_N \text{ είναι } x_N) \text{ τότε } B \text{ είναι } y \tag{5.2}$$

όπου A_1, A_2,..., A_N είναι οι μεταβλητές εισόδου, όπως οι τυπικές ομάδες θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης της αντίστοιχης ημέρας (ή προηγούμενών της ημερών), η ημέρα της εβδομάδας κα., x_1, x_2,..., x_N είναι οι ασαφείς τιμές των μεταβλητών εισόδου, όπως η τυπική ομάδα θερμοκρασίας είναι η ομάδα «20 – τυπική καλοκαιρινή ημέρα υψηλότερης θερμοκρασίας» κτλ., *B* είναι η τυπική ομάδα φορτίου της υπό

πρόβλεψη μέρας και y η αντίστοιχη τιμή της. Οι μεταβλητές A_1, A_2,..., A_N και B, αντί να περιγράφονται με συναρτήσεις συμμετοχής, όπως συμβαίνει συνήθως [10], προσδιορίζονται είτε λεκτικά, όπως η ημέρα της εβδομάδας, είτε μέσω της διαδικασίας ομαδοποίησης των τυπικών ομάδων φορτίου και θερμοκρασιών.



Σχήμα 5.2: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας εύρεσης μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου συστήματος ανά εποχή για το επόμενο έτος με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής και χρήσης ομάδων φορτίου και θερμοκρασίας Αθήνας και Θεσσαλονίκης

- *Εξαγωγή ασαφών συμπερασμάτων*. Με βάση τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες θερμοκρασίας, τις ομάδες φορτίου των τελευταίων ετών που παρουσιάστηκαν στην αντίστοιχη ημερομηνία και τους υπάρχοντες ασαφείς κανόνες, προσδιορίζεται η ομάδα φορτίου που παρουσιάζεται στο μέλλον. Λόγω έλλειψης συναρτήσεων συμμετοχής δεν βρίσκουν εφαρμογή τα κλασικά βήματα της εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων, (όπως η εφαρμογή του μέγιστου γινομένου Larsen, του βαθμού συμπλήρωσης και της μεθόδου της περιβάλλουσας [10]). Ωστόσο οι ασαφείς κανόνες κατατάσσονται και οι ασαφείς τιμές εξόδου υπολογίζονται για κάθε συνδυασμό των εισόδων για το σύνολο των χρόνων εκπαίδευσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η έξοδος να επηρεάζεται καλύτερα από το σύνολο των ασαφών τιμών που παράχθηκαν κατά την εκπαίδευση, παρά μόνο από εκείνο που έχει τη μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης. Για να επιτευχθεί αυτό, στη διαδικασία εισάγονται βάρη. Σε κάθε τιμή j της ασαφούς εξόδου δίνεται ένα βάρος w_j, π.χ. στην περίπτωση των δέκα χειμωνιάτικων τυπικών ημερών φορτίου δίνονται οι τιμές από 0 ως 9 (δηλαδή η ομάδα 1

έχει τιμή 0, η 2 τιμή 1 κτλ.). Σε ένα συγκεκριμένο κανόνα έστω ότι οι τυπικές ομάδες ζήτησης φορτίου λαμβάνουν τις εξής συχνότητες: ομάδες «1» ως «5» μηδέν (f_1= f_2= f_3= f_4= f_5=0), «6» ένα (f_6=1), «7» τρία (f_7=3), «8» ως «10» δύο (f_8= f_9= f_{10}=2). Αν εφαρμοστεί η πολυπληθέστερη ομάδα, τότε το τελικό αποτέλεσμα θα είναι η ομάδα «7». Αν δοθούν βάρη στις αντίστοιχες συχνότητες, τότε εφαρμόζεται η σχέση:

$$w_f = \frac{\sum_j w_j \cdot f_j}{\sum_j f_j} \tag{5.3}$$

Από το βάρος που υπολογίζεται προσδιορίζεται ποια ομάδα έχει ενεργοποιηθεί στην εκάστοτε περίπτωση. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα προκύπτει ότι είναι 7,1, δηλαδή ενεργοποιείται η ομάδα «8» κατά 90% και η ομάδα «9» κατά 10%. Στην περίπτωση που ένας κανόνας δεν εμφανιστεί καθόλου, τότε το αντίστοιχο βάρος είναι μηδενικό και δεν διαμορφώνεται ο αντίστοιχος κανόνας. Αντί να χρησιμοποιηθεί μία ιδεατή τυπική καμπύλη φορτίου που ταυτίζεται π.χ. με την αντίστοιχη της μεσαία ομάδας φορτίου, σχηματίζεται μία βάση ασαφών κανόνων με μειωμένο αριθμό εισόδων, από την οποία είναι δυνατή η εξαγωγή κανόνα για τις υπάρχουσες τιμές εισόδων.

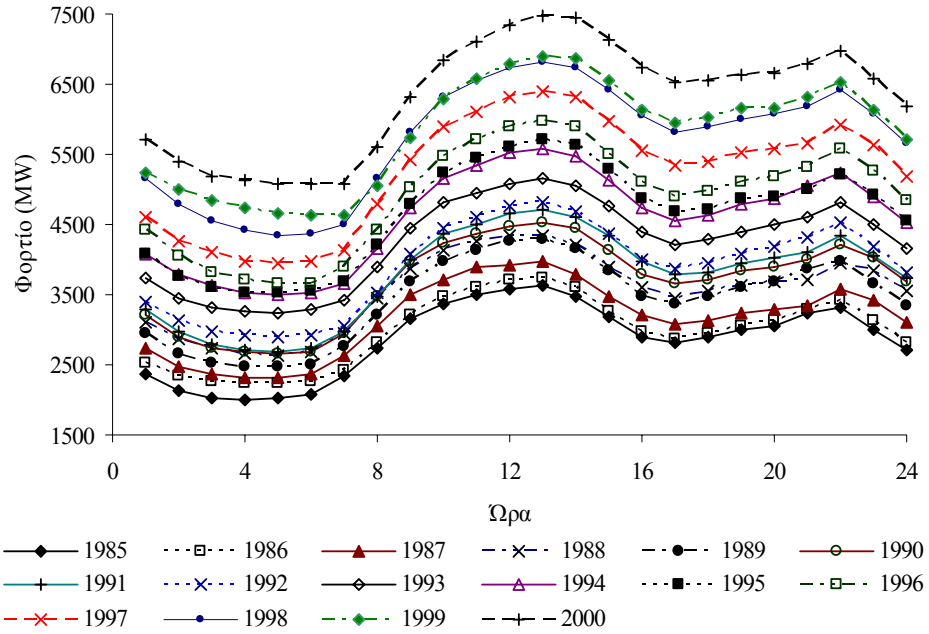
- *Προεκβολή χρονολογικών καμπυλών φορτίου επόμενου έτους με χρήση του μη γραμμικού πολυμεταβλητού παλινδρομικού αλγορίθμου*. Για κάθε ώρα μίας συγκεκριμένης τυπικής ομάδας εκτελείται ο μη γραμμικός, πολυμεταβλητός παλινδρομικός αλγόριθμος, όπως αναλύθηκε στις § 4.2 και § 5.2. Δηλαδή σχηματίζονται τόσα μοντέλα, όσα είναι το γινόμενο των ωρών με τις ομάδες φορτίου της περιόδου διαμορφώνοντας τις αντίστοιχες καμπύλες $\vec{L}_j$. Η διαδικασία αυτή υλοποιείται ανεξάρτητα από τα βήματα σχηματισμού ασαφών κανόνων και εξαγωγής αντίστοιχων συμπερασμάτων.
- *Εύρεση ετήσιας χρονολογικής καμπύλης φορτίου επόμενου έτους*. Με βάση τα αποτελέσματα των μοντέλων πρόβλεψης και των ασαφών συμπερασμάτων για κάθε ημερομηνία προκύπτει η αντίστοιχη τυπική καμπύλη φορτίου. Από το σύνολο των καμπυλών σχηματίζεται η ενδεικτική ετήσια χρονολογική καμπύλη φορτίου, αρκεί να παρατεθούν οι αντίστοιχες καμπύλες των ημερών στην κατάλληλη σειρά και αφού γίνει μία απλή εξομάλυνση μεταξύ των ωρών μεταξύ διαφορετικών ημερών (όπου είναι απαραίτητο). Αυτό το βήμα είναι ουσιαστικά η *αποασαφοποίηση* του ασαφούς μοντέλου, αφού από τα ποιοτικά στοιχεία γίνεται η τελική μετάβαση στα ποσοτικά.

Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθοδολογίας βρίσκεται στον προσδιορισμό των θερμοκρασιακών τυπικών ημερών σε ετήσια κλίμακα, όπου είναι αναγκαία είτε η στατιστική ανάλυση μέσω υπαρχόντων ιστορικών στοιχείων, είτε η παραγγελία τους από τη μετεωρολογική υπηρεσία.

5.5. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Τυπικών Ημερήσιων Χρονολογικών Καμπυλών Φορτίου Επόμενου Έτους ανά Εποχή

Κατά την εκτέλεση της μεθοδολογίας της § 5.2 χρησιμοποιούνται ως δεδομένα τα φορτία των ετών 1985-1999 με επιδίωξη να προβλεφθούν οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος για το 2000. Από τα αρχικά δεδομένα σχηματίζονται οι ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες φορτίου. Η κατηγοριοποίησή τους μπορεί να πραγματοποιηθεί σε διαφορετικές χρονικές περιόδους. Η χρησιμοποίηση ενός ημερολογιακού έτους έχει δύο βασικά μειονεκτήματα σύμφωνα με την § 2.8. Το πρώτο προκύπτει από την ανάλυση των χρονολογικών καμπυλών λόγω της διαφοροποίησης του φορτίου για τις ίδιες τυπικές χειμωνιάτικες ημέρες του έτους, καθώς μεταξύ των τριών πρώτων μηνών του έτους και των τριών τελευταίων έχει μεσολαβήσει ένα εξάμηνο, όπου η κατανάλωση φορτίου έχει μεταβληθεί. Το δεύτερο μειονέκτημα όμως είναι η αντιστοίχηση των τυπικών ημερών, καθώς με την πάροδο των ετών η αιχμή του συστήματος μετατοπίστηκε από τις χειμερινές ημέρες στις καλοκαιρινές κυρίως λόγω της χρήσης των κλιματιστικών, με αποτέλεσμα π.χ. η ομάδα 20 να μην είναι πλέον η ημέρα αιχμής του χειμώνα, αλλά του καλοκαιριού. Αυτό συμβαίνει σε όλο το εύρος των τυπικών ημερών, με συνέπεια να καθίσταται αναγκαίος ο διαχωρισμός των φορτίου σε δύο περιόδους (χειμώνα και καλοκαίρι), για την πιο εύκολη μελέτη της εξέλιξης των καμπυλών φορτίου. Με τη χρήση δύο εποχών (καλοκαιριού και χειμώνα) δεν εμφανίζεται το πρόβλημα μεταβολής της χρονολογικής καμπύλης φορτίου της ίδιας τυπικής ημέρας κατά τη διάρκεια ενός εξαμήνου λόγω αύξησης του αντίστοιχο φορτίου. Επίσης δεν εμπλέκονται πλέον οι

χειμωνιάτικες και με τις καλοκαιρινές ημέρες, με συνέπεια η κάθε ομάδα διαχρονικά να χαρακτηρίζεται βασικά από τα ίδια μέλη. Μικρές διαφοροποιήσεις στην ταξινόμηση ορισμένων ημερών (ιδιαίτερα αργιών) συμβαίνουν με την πάροδο των ετών, αλλά είναι πιο εύκολο να αντιμετωπιστούν από το χρήστη με τη βοήθεια της κατηγοριοποίησης ανά εποχή. Ο τελευταίος μεριμνά για τον τελικό έλεγχο της ορθής αντιστοίχησης των ομάδων φορτίου, ώστε κάθε ομάδα να απαρτίζεται από τα αντίστοιχα μέλη ανά εποχή. Αυτό συμβαίνει, διότι ορισμένες ημέρες, όπως ημέρα υψηλής ζήτησης λόγω ακραίων καιρικών συνθηκών, παρουσιάζονται σε ορισμένες εποχές (και όχι σε όλες), με συνέπεια να απαιτείται η αύξηση των αναγκαίων ομάδων για την ορθή αντιπροσώπευση κατά την αντίστοιχη εποχή (στην προκειμένη περίπτωση από δέκα σε έντεκα). Στο σχήμα 5.3 παρουσιάζονται ενδεικτικά οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου της ημέρας του καλοκαιριού με τη δεύτερη υψηλότερη αιχμή (αντιστοιχεί κυρίως στην ομάδα 9 της αντίστοιχης κατηγοριοποίησης των καμπυλών της καλοκαιρινής περιόδου).



Σχήμα 5.3: Τυπικές χρονολογικές καμπύλες ακαθάριστου φορτίου συστήματος για την ομάδα 9 καλοκαιριών 1985 ως 2000 για κατηγοριοποίηση με μέγιστο πλήθος 10 (ή 11) ομάδων με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου ανά εποχή και του κριτηρίου καταλληλότητας *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

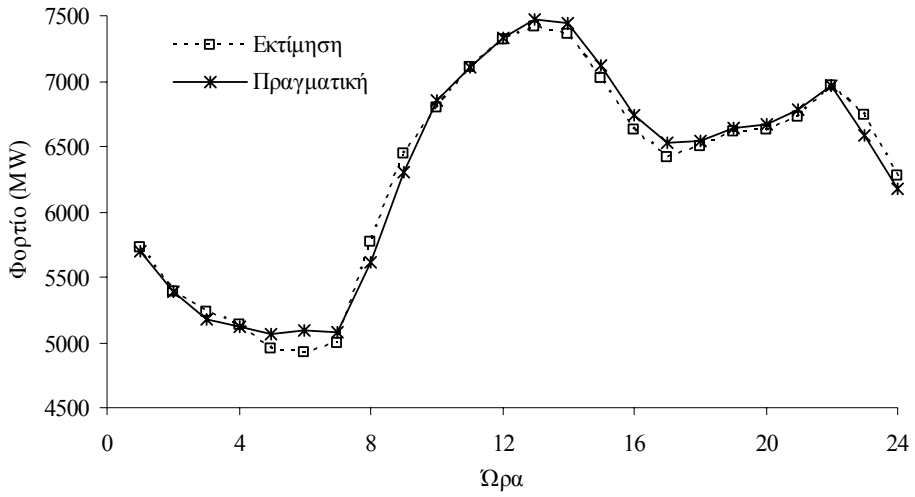
Για κάθε ώρα μίας συγκεκριμένης τυπικής ομάδας εκτελείται ο μη γραμμικός, πολυμεταβλητός παλινδρομικός αλγόριθμος της § 4.2, έχοντας θέσει ως εισόδους τον αύξοντα αριθμό του τρέχοντος έτους (x_1) και το φορτίο της αντίστοιχης ώρας του προηγούμενου έτους (x_2), ενώ ως έξοδο το αντίστοιχο φορτίο του τρέχοντος έτους (y). Η περίοδος εκπαίδευσης είναι τα έτη 1986-1999, η περίοδος ελέγχου σφαλμάτων 1986-1999 και η περίοδος τελικής πρόβλεψης το έτος 2000 αντίστοιχα. Ακολουθώντας την επιλογή των μεταβλητών, σχηματίζεται το διάνυσμα $\vec{X}_i$ εφαρμόζοντας σε κάθε μεταβλητή εισόδου τις συναρτήσεις x^a, x^β, x^γ, 1/x, ln(x), e^{-x}, με συνέπεια η διάσταση του διανύσματος να είναι ίση με 13 (μαζί με το σταθερό όρο). Οι παράμετροι α, β, γ ανήκουν στα σύνολα τιμών Α, Β, Γ αντίστοιχα, όπου Α={0,25, 0,26,..., 1,50}, Β={1,55, 1,60,..., 2,50} και Γ={2,55, 2,60,..., 4,10}. Η διαδικασία επιλογής της κατάλληλης μορφής x^a για κάθε μεταβλητή γίνεται μέσω ενός επαναληπτικού βρόχου για κάθε μία από τις δυνατές τιμές του α, ώστε να επιλεγεί εκείνη η τιμή που λαμβάνει την υψηλότερη απόλυτη τιμή του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ της συνάρτησης x^a και του y για την περίοδο εκπαίδευσης (βλ. § 4.4.2). Στη συνέχεια υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης ανάμεσα στη μεταβλητή $X_{vk} = f_k(x_v)$ του διανύσματος $\vec{X}_i$ και της ενέργειας y θέτοντας την οριακή απόλυτη τιμή cor_1 του συντελεστή συσχέτισης ίση με 0,2. Όσοι όροι απομείνουν ελέγχονται μέσω μίας ανάλυσης ετεροσυσχέτισης μεταξύ $f_k(x_j)$ και $f_{k'}(x_{j'})$ θέτοντας την αντίστοιχη οριακή τιμή cor_2 ίση με 0,9. Μετά τη διαδικασία των συσχετίσεων από τις εναπομένουσες μεταβλητές σχηματίζεται το τελικό διάνυσμα $\vec{X}_{total-t}$. Οποιοσδήποτε συνδυασμός των τελευταίων μεταβλητών είναι ένα υποψήφιο διά-

νυσμα για το μοντέλο πρόβλεψης και εκτελείται για διαφορετικούς συντελεστές βάρους από ω=0,8 ως 1,0 με βήμα 0,01. Από όλα τα μοντέλα, επιλέγεται εκείνο με το μικρότερο δείκτη σφάλματος για το σύνολο ελέγχου.

Στο σχήμα 5.4 παρουσιάζεται ενδεικτικά η εκτιμούμενη τυπική χρονολογική καμπύλη φορτίου της ημέρας του καλοκαιριού με τη δεύτερη υψηλότερη αιχμή (η ομάδα «9») μαζί με την αντίστοιχη πραγματική καμπύλη. Στον πίνακα 5.1 καταγράφεται η δομή των 24 επιμέρους μοντέλων, που σχηματίζονται για την αντίστοιχη πρόβλεψη της ομάδας «9» του καλοκαιριού. Η προαναφερθείσα διαδικασία επαναλαμβάνεται για τις δέκα τυπικές ομάδες φορτίου του χειμώνα και τις άλλες δέκα του καλοκαιριού του 2000 και τα αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 5.2.

Η ακρίβεια πρόβλεψης των τυπικών καμπυλών φορτίου κυμαίνεται από 2,2% ως 7,0% κατά τη χειμωνιάτικη περίοδο και από 1,2% ως 7,4% κατά την καλοκαιρινή. Τα αντίστοιχα σφάλματα για το σύνολο αξιολόγησης (που στην παρούσα περίπτωση ταυτίζεται με της εκπαίδευσης) κυμαίνεται από 2,0% ως 3,3% και από 1,7% ως 3,1% αντίστοιχα. Τα υψηλά σφάλματα παρουσιάζονται σε ολιγομελείς ομάδες, όπως κατά την καλοκαιρινή περίοδο στις «3» και «4» και κατά τη χειμερινή στις «1», «2», «4» και «5». Ένας λόγος που αυξάνονται τα αντίστοιχα σφάλματα είναι η μεταβολή της συμπεριφοράς του συστήματος με την πάροδο των ετών, καθώς διαπιστώνεται μία αύξηση του φορτίου στις ημέρες των Σαββάτων και των Κυριακών. Διότι κατά το τέλος της δεκαετίας του ’80 η διάκριση μεταξύ των Σαββάτων και των εργάσιμων ημερών ήταν πιο εμφανής, ενώ η Δευτέρα δεν είχε ημέρες υψηλού φορτίου. Κατά την περίοδο του 1996-2000 οι διαφοροποιήσεις αυτές έχουν αμβλυνθεί σημαντικά (οι Δευτέρες είναι παρόμοιες με τις άλλες εργάσιμες ημέρες, ενώ τα Σάββατα έχουν αυξήσει σημαντικά τα αντίστοιχα φορτία τους). Αυτό έχει ως συνέπεια να μεταβάλλεται η σύσταση του πληθυσμού των ομάδων που έχουν προκύψει από την κατηγοριοποίηση (ειδικά στις ομάδες φορτίων που περιέχουν Σάββατα και Κυριακές), σε μικρότερο όμως βαθμό από την αντίστοιχη σύγκριση της αντιμετώπισης ενός έτους ενιαία έναντι των εποχών (βλ. § 2.9). Ωστόσο σε μικρά χρονικά διαστήματα δύο-πέντε ετών οι μεταβολές αυτές είναι περιορισμένες. Ως προς τις αργίες σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα έχει επιτευχθεί ακρίβεια του 6%, οπότε τα αντίστοιχα μεσοπρόθεσμα μεγέθη είναι ικανοποιητικά.

Διευκρινίζεται ότι κατά τη χειμερινή περίοδο του 2000-2001 η ομάδα «1» αντιστοιχεί στην Καθαρά Δευτέρα, η «2» στην 28η Οκτωβρίου και στις Κυριακές χαμηλού φορτίου, η «3» στην Πρωτοχρονιά, την 25η Μαρτίου και τις Κυριακές μέσου φορτίου, η «4» στα Σάββατα χαμηλού φορτίου και τις Κυριακές υψηλού φορτίου, η «5» στις εργάσιμες ημέρες πολύ χαμηλού φορτίου, η «6» στα Σάββατα υψηλού φορτίου και σε εργάσιμες χαμηλού φορτίου, οι «7» ως «10» σε εργάσιμες με αυξανόμενο μέγεθος φορτίου. Ομοίως κατά την καλοκαιρινή περίοδο του 2000 η ομάδα «1» αντιστοιχεί στην ημέρα του Πάσχα, η «2» στην Πρωτομαγιά, τη Δευτέρα του Πάσχα, η «3» στη Μεγάλη Παρασκευή και στις Κυριακές χαμηλού φορτίου, η «4» στο Μεγάλο Σάββατο και σε Κυριακές μέσου φορτίου, η «5» στα Σάββατα χαμηλού φορτίου και εργάσιμες ημέρες πολύ χαμηλού φορτίου, η «6» σε Κυριακές υψηλού φορτίου και σε εργάσιμες χαμηλού φορτίου, η «7» σε Σάββατα υψηλού φορτίου και εργάσιμες μέσου φορτίου, οι «8» ως «11» σε εργάσιμες με αυξανόμενο μέγεθος φορτίο.



Σχήμα 5.4: Εκτιμούμενη και πραγματική τυπική χρονολογική καμπύλη ακαθάριστου φορτίου συστήματος για την ομάδα 9 του καλοκαιριού 2000 για κατηγοριοποίηση με μέγιστο πλήθος 11 ομάδων με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου ανά εποχή και του κριτηρίου καταλληλότητας *WCBCR* (μέση τιμή στους ίδιους άξονες)

Πίνακας 5.1: Δομή των 24 ωριαίων μοντέλων πρόβλεψης της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης ακαθάριστου φορτίου συστήματος για την ομάδα 9 του καλοκαιριού 2000 με χρήση του μη γραμμικού πολυμεταβλητού παλινδρομικού αλγορίθμου πρόβλεψης

Ώρα	Είσοδοι μοντέλου	Βάρη	MAPE(%) συνόλου αξιολόγησης (1985-99)	MAPE(%) συνόλου ελέγχου (2000)	Εκτίμηση ισχύος (MW)	Πραγματική ισχύς (MW)	Τυπική απόκλιση (MW)
1	$x_1^{1,57}$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{0,98}$	0,81	1,585	0,507	5726,69	5697,82	111,08
2	$x_1^{1,57}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, e^{-x_2}	1,00	2,101	0,033	5383,85	5385,65	119,07
3	$x_1^{1,79}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{1,45}$, $\ln x_2$	1,00	2,419	0,992	5230,33	5178,94	189,16
4	$x_1^{1,80}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{1,51}$, $\ln x_2$	1,00	2,545	0,237	5132,70	5120,59	208,90
5	$x_1^{1,78}$, $1/x_1$, e^{-x_1}	0,81	2,451	2,422	4944,45	5067,18	116,12
6	$x_1^{1,75}$, $1/x_1$, e^{-x_1}	0,81	2,390	3,057	4929,55	5085,00	113,91
7	$x_1^{1,70}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{1,20}$	0,96	2,002	1,556	4993,17	5072,12	112,60
8	$x_1^{1,55}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{0,83}$	1,00	1,837	2,955	5771,38	5605,71	182,76
9	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{0,72}$	1,00	1,510	2,186	6441,38	6303,59	183,47
10	$x_1^{1,44}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,670	0,653	6801,71	6846,41	119,82
11	$x_1^{1,52}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,392	0,013	7105,95	7106,88	111,68
12	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,324	0,218	7313,68	7329,65	107,53
13	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,192	0,753	7411,42	7467,65	98,90
14	$x_1^{1,44}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,197	1,091	7365,60	7446,82	94,53
15	$x_1^{1,41}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,540	1,457	7020,24	7124,06	104,80
16	$x_1^{1,50}$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,656	1,721	6623,00	6739,00	102,53
17	$x_1^{1,56}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,606	1,689	6417,18	6527,41	100,07
18	$x_1^{1,58}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,582	0,831	6494,25	6548,65	102,41
19	$x_1^{1,53}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,409	0,399	6608,07	6634,53	95,01
20	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,373	0,620	6621,49	6662,77	98,64
21	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,212	0,769	6731,56	6783,76	101,44
22	$x_1^{1,43}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}	1,00	1,215	0,101	6968,31	6961,29	94,86
23	$x_1^{1,45}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{0,97}$	0,91	1,347	2,393	6744,51	6586,88	128,45
24	$x_1^{1,46}$, $\ln x_1$, $1/x_1$, e^{-x_1}, $x_2^{1,05}$	0,89	1,549	1,439	6271,79	6182,82	119,08
	Μέση τιμή MAPE (%)		1,671	1,170			
	Μέγιστη τιμή MAPE (%)		2,545	3,057			

Πίνακας 5.2: Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) και μέγιστο ωριαίο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) δέκα τυπικών ομάδων χειμώνα και δέκα καλοκαιριού για το έτος 2000 με χρήση του μη γραμμικού πολυμεταβλητού παλινδρομικού αλγορίθμου πρόβλεψης

Χειμωνιάτικη ομάδα	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MAPE(%) συνόλου αξιολόγησης	3,127	2,055	2,691	3,651	2,778	3,347	2,526	2,041	1,457	1,561
Μέγιστο Απόλυτο Ωριαίο Σφάλμα (%) συν. αξιολόγησης	6,567	3,928	5,541	14,258	4,774	7,903	5,407	3,517	2,749	3,290
MAPE(%) συνόλου ελέγχου	7,016	6,283	3,984	5,205	7,234	2,225	5,892	4,174	2,399	3,847
Μέγιστο Απόλυτο Ωριαίο Σφάλμα (%) συν. ελέγχου	19,157	18,255	10,129	17,356	26,163	8,039	22,398	13,613	7,817	9,749
Καλοκαιρινή ομάδα	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MAPE(%) συνόλου αξιολόγησης	2,714	3,099	2,590	2,188	2,155	1,711	1,691	2,083	1,671	1,592
Μέγιστο Απόλυτο Ωριαίο Σφάλμα (%) συν. αξιολόγησης	4,224	7,389	4,464	3,376	3,729	2,227	2,317	6,722	2,545	2,293
MAPE(%) συνόλου ελέγχου	2,484	3,587	6,662	7,472	2,399	1,944	3,459	1,933	1,170	2,912
Μέγιστο Απόλυτο Ωριαίο Σφάλμα (%) συν. ελέγχου	7,443	6,694	16,157	20,020	7,227	4,102	5,758	4,860	3,057	6,037

Η διαδικασία αυτή υλοποιείται για το σύνολο των δέκα ομάδων ανά εποχή. Αν όμως (λόγω ακραίων καιρικών συνθηκών) υπάρχουν ενδείξεις για την αναγκαιότητα και μία επιπλέον ομάδας φορτίου υψηλής αιχμής, τότε η εκτίμηση της τελευταίας δεν είναι δυνατό να γίνει με τον ίδιο αλγόριθμο ελλείψει δεδομένων. Άλλωστε από την ανάλυση των υπαρχόντων στοιχείων τέτοιες ομάδες έχουν παρουσιασθεί κατά την καλοκαιρινή περίοδο τα έτη 1988, 1994, 1998 και 2000, καθώς επίσης κατά τον χειμώνα 1987-88. Για να επιλυθεί αυτό το ζήτημα, προτείνονται δύο τρόποι:

- είτε βρίσκεται ο λόγος των φορτίων της ομάδας «11» με της ομάδας «10» για τα αντίστοιχα έτη που παρουσιάστηκε το φαινόμενο αυτό, έπειτα υπολογίζεται ο μέσος λόγος των αντίστοιχων ωρών (στην προκειμένη περίπτωση ίσος με 1,041) και υπολογίζεται το αντίστοιχο μέγεθος για την υπό πρόβλεψη ομάδα «11» με μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης ίσο με 1,39% για το καλοκαίρι 2000,
- είτε με βάση το τελευταίο διαθέσιμο έτος (στην προκειμένη περίπτωση του 1998) πραγματοποιείται ενδεικτικά η πρόβλεψη της καμπύλης «10», βρίσκεται η αντίστοιχη τυπική ωριαία απόκλιση, προσδιορίζεται ο λόγος της διαφοράς των φορτίων της ομάδας «11» με της ομάδας «10» προς την αντίστοιχη τυπική απόκλιση ανά ώρα και υπολογίζεται η μέση τιμή ϖ όλων των ωρών. Για την εύρεση του μέσου φορτίου της ομάδας «11» της υπό πρόβλεψη περιόδου προστίθεται στο αντίστοιχο ωριαίο φορτίο της ομάδας «10» το γινόμενο του ϖ με την τυπική απόκλιση της ομάδας «10». Στην παρούσα περίπτωση η μέση τιμή ϖ είναι ίση με 2,5 και το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης είναι ίσο με 1,21%.

Ως προς την τυπική απόκλιση λόγω έλλειψης δεδομένων ως ενδεικτική τιμή μπορεί να χρησιμοποιηθεί η αντίστοιχη τιμή της ομάδας «10».

5.6. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Καμπύλης Διάρκειας Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους

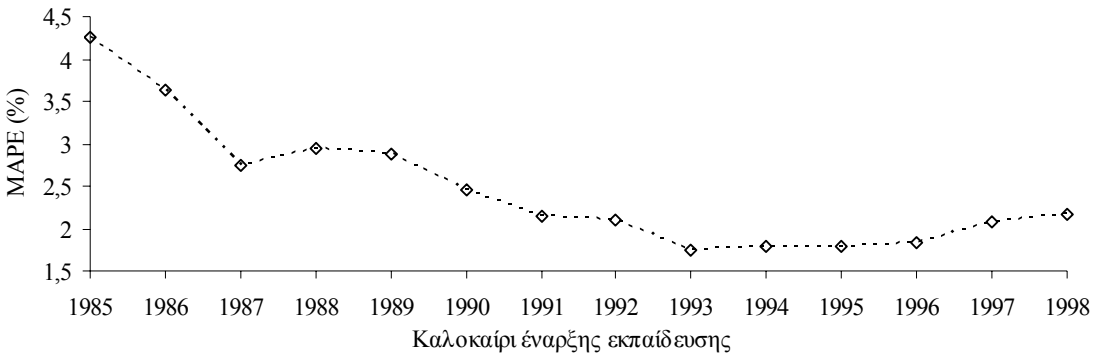
Σ' αυτήν τη μεθοδολογία βασικό ρόλο διαδραματίζει η στατιστική κατανομή των τυπικών ομάδων φορτίου στο σύνολο των ετών εκπαίδευσης ανά εποχή, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το είδος της ημέρας της εβδομάδας. Σημειώνεται ότι τα διαθέσιμα δεδομένα είναι τα ακαθάριστα φορτία του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος των ετών 1985-2001. Στον πίνακα 5.3 καταγράφεται η αντίστοιχη κατανομή των τυπικών ομάδων φορτίου κατά την καλοκαιρινή περίοδο για τα έτη 1985-2000. Με την προσθήκη των ετών εκπαίδευσης φαίνεται καθαρά η μεταβολή των ποσοστών εμφάνισης των τυπικών ομάδων φορτίου.

Χρησιμοποιώντας τα αντίστοιχα στοιχεία ως το καλοκαίρι του 1998 πραγματοποιείται η εκτίμηση της καμπύλης διάρκειας φορτίου με τις πραγματικές τυπικές ομάδες φορτίου για το καλοκαίρι του 1999, προκειμένου να διαπιστωθεί η συμπεριφορά του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος ως προς τα καλοκαίρια εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται με μεταβλητό το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης, ενώ το

αντίστοιχο λήξης είναι το 1998. Από το σχήμα 5.5 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για το καλοκαίρι του 1993 ως έναρξης εκπαίδευσης με MAPE ίσο με 1,745%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 0,687% χρησιμοποιώντας τις πραγματικές τυπικές καμπύλες φορτίου.

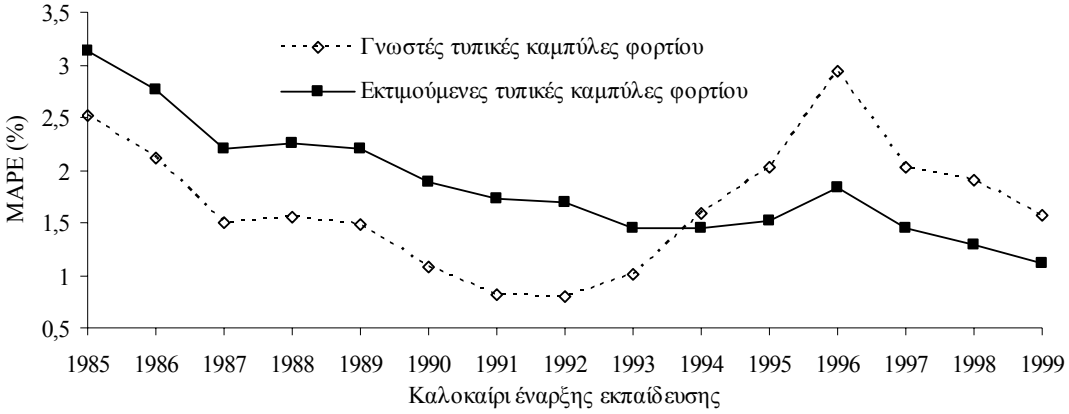
Πίνακας 5.3: Κατανομή τυπικών ομάδων φορτίου κατά την καλοκαιρινή περίοδο (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) για τα έτη 1985-2000 και ποσοστά εμφάνισης επί του συνολικού πλήθους ημερών

	Τυπική ομάδα καλοκαιρινής περιόδου										
Έτος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1985	1	1	2	1	11	18	27	43	45	34	0
1986	1	1	1	2	19	9	29	49	61	11	0
1987	1	1	13	14	27	39	31	5	18	34	0
1988	1	1	1	1	13	29	25	53	45	12	2
1989	1	1	2	12	25	17	42	36	28	19	0
1990	1	1	2	3	21	24	30	45	23	14	0
1991	1	2	10	10	30	45	37	23	20	4	0
1992	1	1	1	3	21	29	44	36	43	2	0
1993	1	1	3	10	18	48	37	28	30	7	0
1994	1	1	2	8	19	33	19	43	38	15	4
1995	1	1	2	19	31	45	36	26	15	7	0
1996	1	3	18	47	13	37	30	1	26	7	0
1997	1	1	6	27	38	57	14	12	14	13	0
1998	1	1	9	13	39	38	23	17	21	16	5
1999	1	3	15	30	10	44	30	21	18	11	0
2000	1	1	5	12	55	28	31	24	17	4	5
Ποσοστό (%) έτους 1999	0,55	1,64	8,20	16,39	5,46	24,04	16,39	11,48	9,84	6,01	0,00
Ποσοστό (%) έτους 2000	0,55	0,55	2,73	6,56	30,05	15,30	16,94	13,11	9,29	2,19	2,73
Ποσοστό (%) ετών 1985-98	0,55	0,67	2,83	6,69	12,80	18,43	16,69	16,42	16,81	7,68	0,43
Ποσοστό (%) ετών 1985-99	0,55	0,73	3,20	7,34	12,30	18,80	16,67	16,09	16,34	7,57	0,40
Ποσοστό (%) ετών 1985-00	0,55	0,72	3,17	7,30	13,42	18,58	16,69	15,90	15,90	7,23	0,55
Ποσοστό (%) ετών 1993-98	0,55	0,73	3,64	11,29	14,39	23,50	14,48	11,57	13,11	5,92	0,82
Ποσοστό (%) ετών 1993-99	0,55	0,86	4,29	12,02	13,11	23,58	14,75	11,55	12,65	5,93	0,70



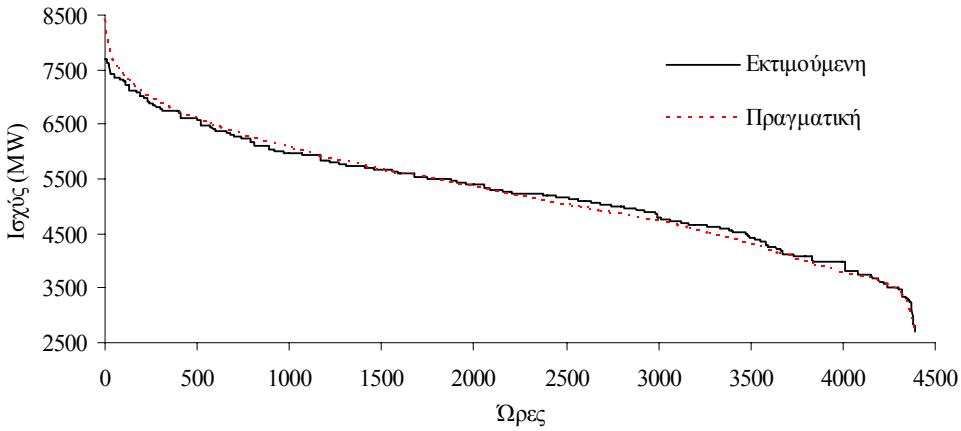
Σχήμα 5.5: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της καμπύλης διάρκειας φορτίου του καλοκαιριού 1999 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης

Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για το καλοκαίρι του 2000 (που είναι υπό πρόβλεψη) έχοντας το καλοκαίρι του 1993 ως έναρξη της εκπαίδευσης και του 1999 ως λήξη, τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 1,010% και 1,451% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών το MAPE είναι 0,642% και 1,548% αντίστοιχα. Από το σχήμα 5.6 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται για καλοκαίρι έναρξης της εκπαίδευσης το 1992 με ποσοστό MAPE ίσο με 0,797%, ενώ για τις εκτιμούμενες χρειάζεται μόνο το καλοκαίρι του 1999 με ποσοστό 1,107%. Ωστόσο η χρήση μικρού αριθμού ετών εκπαίδευσης είναι αρκετά επίφοβη ως προς τις δυνατότητες γενίκευσης.



Σχήμα 5.6: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της καμπύλης διάρκειας φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης

Στο σχήμα 5.7 παρουσιάζεται η εκτιμούμενη καμπύλη διάρκειας φορτίου με βάση τις προβλεπόμενες τυπικές καμπύλες ζήτησης φορτίου και την εκτίμηση της κατανομής τυπικών ημερών φορτίου του έτους 2000 από το μέσο όρο του συνόλου εκπαίδευσης 1993-1999 και συγκρίνεται με τις αντίστοιχες πραγματικές.

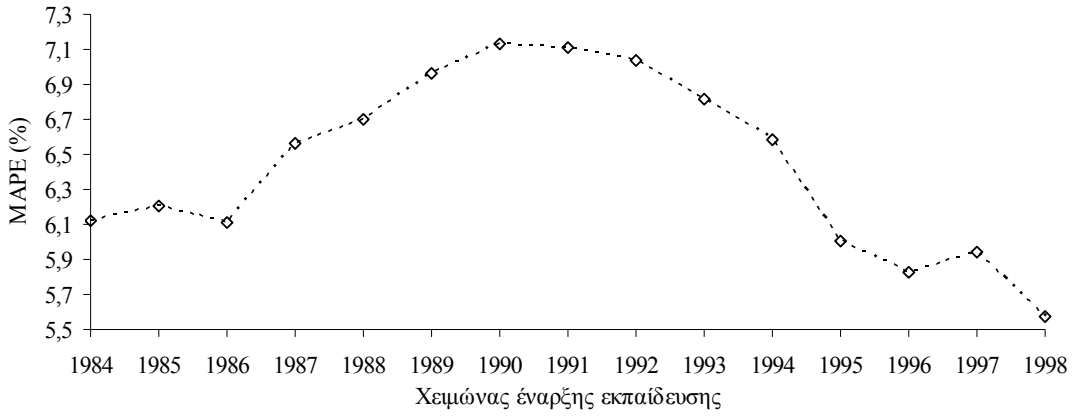


Σχήμα 5.7: Πραγματική και εκτιμούμενη καμπύλη διάρκειας φορτίου του καλοκαιριού 2000 (1/4/2000-31/9/2000) με βάση τις προβλεπόμενες τυπικές καμπύλες φορτίου και την εκτίμηση της κατανομής ημερών της καλοκαιρινής περιόδου από το μέσο όρο του συνόλου εκπαίδευσης 1993-1999

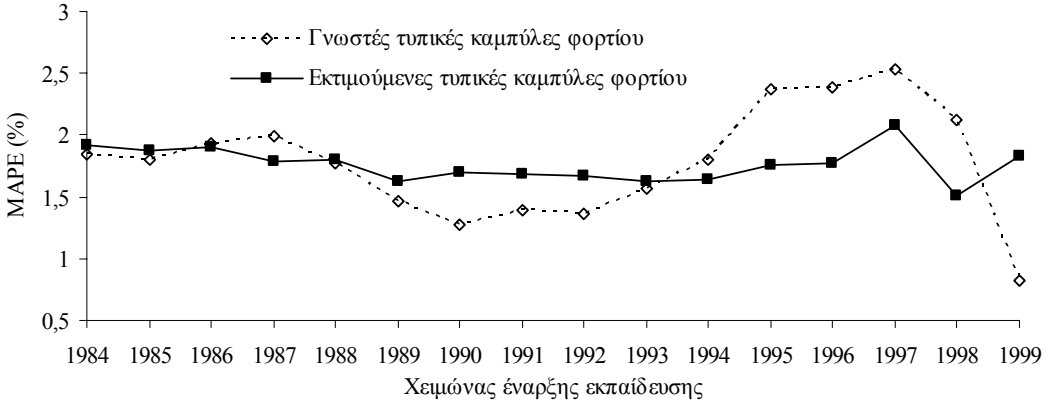
Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται για την πρόβλεψη της καμπύλης διάρκειας φορτίου της χειμερινής περιόδου 2000-2001. Χρησιμοποιώντας τα αντίστοιχα μεγέθη μέχρι το χειμώνα 1998-99 πραγματοποιείται η εκτίμηση της καμπύλης διάρκειας φορτίου με τις πραγματικές τυπικές ομάδες φορτίου για το χειμώνα 1999-2000. Από το σχήμα 5.8 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για χειμώνα έναρξης της εκπαίδευσης 1998 με ποσοστό MAPE ίσο με 5,572%. Επειδή η χρήση μικρού πλήθους ετών είναι αρκετά επίφοβη ως προς τις δυνατότητες γενίκευσης, θα χρησιμοποιηθεί ως χειμώνας έναρξης το 1986 με MAPE ίσο

με 6,115%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 5,245% χρησιμοποιώντας τις πραγματικές τυπικές καμπύλες φορτίου.

Για τον υπό πρόβλεψη χειμώνα 2000-2001 έχοντας ως εποχή έναρξης της εκπαίδευσης τον χειμώνα 1986-87 και λήξης το 1999-00, τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 1,829% και 1,903% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών το MAPE είναι 0,516% και 1,535% αντίστοιχα. Από το σχήμα 5.10 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται μόνο την εποχή 1999-00 με ποσοστό MAPE ίσο με 0,816%, ενώ για τις εκτιμούμενες η εποχή έναρξης είναι το 1998-99 με ποσοστό 1,514%. Από τη σύγκριση των καμπυλών του MAPE για τις πραγματικές καμπύλες των σχημάτων 6.8 και 6.9 προκύπτει ότι έχουν αντίθετη συμπεριφορά όσον αφορά την περιοχή των μικρών τιμών MAPE, ειδικά για τους χειμώνες έναρξης εκπαίδευσης από 1988(89) ως 95(96).

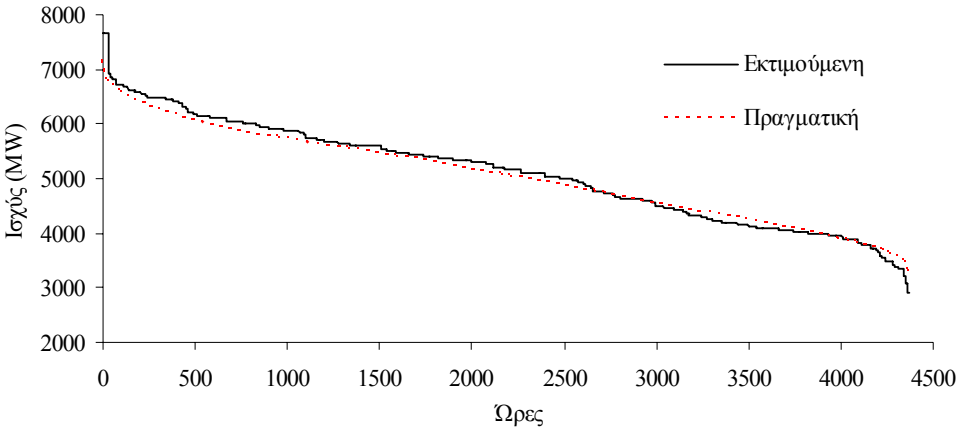


Σχήμα 5.8: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της καμπύλης διάρκειας φορτίου της χειμερινής περιόδου 1999-00 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με τον χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης



Σχήμα 5.9: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της καμπύλης διάρκειας φορτίου της χειμερινής περιόδου 1999-2000 με βάση τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με τον χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης

Στο σχήμα 5.10 παρουσιάζεται η εκτιμούμενη καμπύλη διάρκειας φορτίου με βάση τις προβλεπόμενες τυπικές καμπύλες ζήτησης φορτίου και την εκτίμηση της κατανομής τυπικών ημερών φορτίου της χειμερινής περιόδου 2000-01 από το μέσο όρο του συνόλου εκπαίδευσης 1986(87)-1999(00). Η σύγκρισή της με την πραγματική καμπύλη διάρκειας φορτίου είναι αρκετά ικανοποιητική.

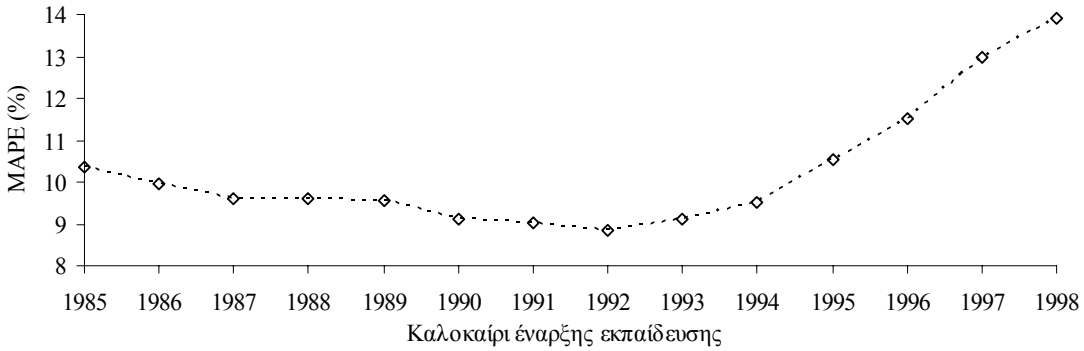


Σχήμα 5.10: Πραγματική και εκτιμούμενη καμπύλη διάρκειας φορτίου του χειμώνα 2000(01) (1/10/2000-31/3/2001) με βάση τις προβλεπόμενες τυπικές καμπύλες φορτίου και την εκτίμηση της κατανομής ημερών της χειμερινής περιόδου από το μέσο όρο του συνόλου εκπαίδευσης 1986(87)-1999(00)

5.7. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους με Χρήση των Τυπικών Ομάδων Φορτίου Παρελθόντων Ετών της Αντίστοιχης Ημερομηνίας

Με την παρούσα μεθοδολογία διαμορφώνεται η ωριαία χρονολογική καμπύλη φορτίου ανά εποχή, χωρίς τη χρήση θερμοκρασιών. Απλώς για κάθε ημερομηνία της περιόδου προσδιορίζεται η αντίστοιχη τυπική καμπύλη φορτίου με βάση τα ιστορικά δεδομένα των συχνοτήτων εμφάνισης της εκάστοτε ομάδας φορτίου, αρκεί να αντιστοιχούν στην ίδια ημέρα της εβδομάδας, δηλαδή αν η ημέρα υπό πρόβλεψη είναι Σάββατο, θα χρησιμοποιηθούν τα αντίστοιχα Σάββατα της ίδιας ημερομηνίας κτλ. Μεταξύ των εργάσιμων ημερών δεν υπάρχει διαφοροποίηση. Αν το τελευταίο δεν ικανοποιείται, τότε επιλέγεται η κοντινότερη ημερολογιακά ημέρα, η οποία διαθέτει στην αντίστοιχη περίοδο εκπαίδευσης την αντίστοιχη ημέρα της εβδομάδας.

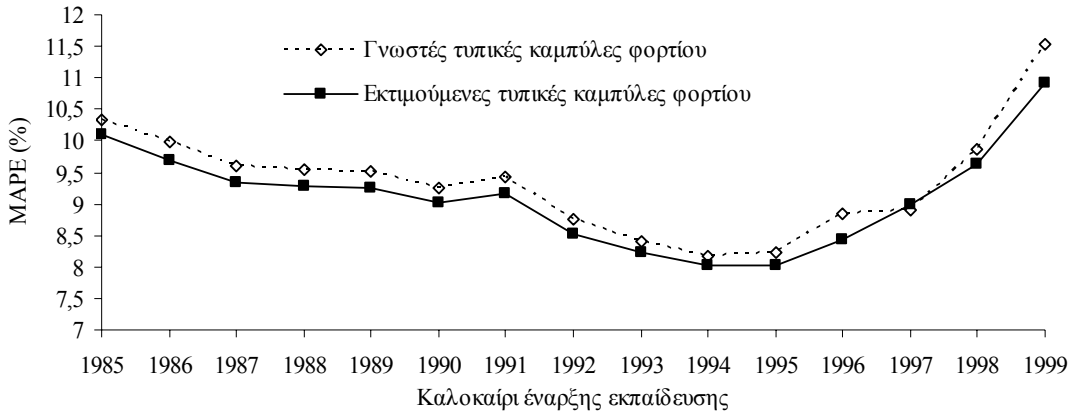
Κατά τη μελέτη της καλοκαιρινής περιόδου χρησιμοποιούνται τα δεδομένα μέχρι το καλοκαίρι του 1998 και πραγματοποιείται η εκτίμηση της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού του 1999 με τις αντίστοιχες πραγματικές τυπικές ομάδες, προκειμένου να διαπιστωθεί η συμπεριφορά του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος ως προς τα καλοκαίρια εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Από το σχήμα 5.11 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για καλοκαίρι έναρξης της εκπαίδευσης 1992 με ποσοστό MAPE ίσο με 8,83%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 3,12%.



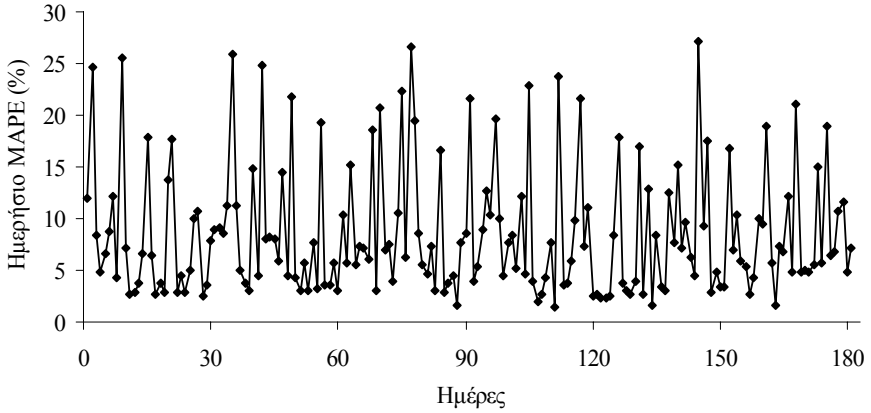
Σχήμα 5.11: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 1999 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης

Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για το καλοκαίρι του 2000 (που είναι υπό πρόβλεψη) έχοντας το καλοκαίρι του 1992 ως έναρξη της εκπαίδευσης και του 1999 ως λήξη, τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο

σφάλμα είναι ίσο με 8,762% και 8,523% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών το MAPE είναι 3,301% και 4,478% αντίστοιχα. Από το σχήμα 5.12 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται με καλοκαίρι έναρξης της εκπαίδευσης το 1994 με ποσοστό MAPE ίσο με 8,18%, ενώ για τις εκτιμούμενες συμβαίνει πάλι με το ίδιο έτος με ποσοστό 8,01%. Παρατηρείται σ' αυτήν την καμπύλη το παράδοξο η χρονολογική καμπύλη του καλοκαιριού που προέρχεται από τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων να δίνει μικρότερα σφάλματα από την αντίστοιχη καμπύλη που βασίζεται στις πραγματικές τυπικές καμπύλες του καλοκαιριού αυτού και την αναμενόμενη κατανομή τυπικών ομάδων. Αυτό το στοιχείο μαζί με το υψηλό MAPE (άνω του 8%) αποδεικνύει ότι στην παρούσα φάση η μέθοδος αυτή δεν δίνει αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα. Σημειώνεται όμως ότι, ακόμη και αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή και οι τυπικές ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες, το σφάλμα δεν μπορεί να μειωθεί πιο κάτω από το 3,0%. Στο σχήμα 5.13 παρουσιάζεται το ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του έτους 2000 με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων χρησιμοποιώντας για σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1992-1999.



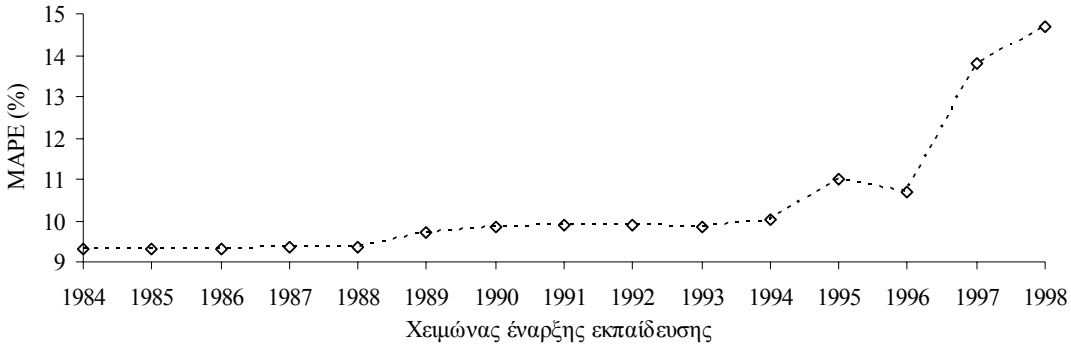
Σχήμα 5.12: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης



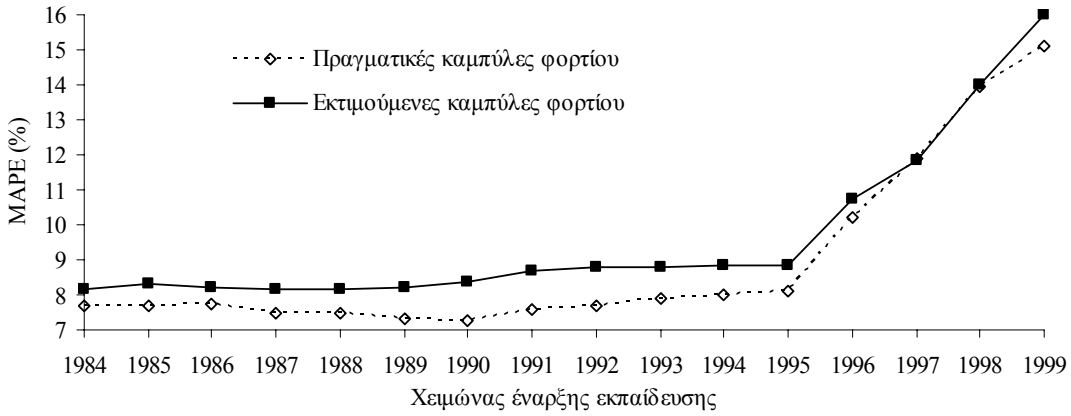
Σχήμα 5.13: Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης φορτίου του καλοκαιριού 2000 (1/4/2000- 31/9/2000) με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων με σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1992-1999

Κατά τη μελέτη της χειμερινής περιόδου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα μέχρι το χειμώνα 1998-99 πραγματοποιείται η εκτίμηση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου με τις πραγματικές τυπικές ομάδες για το χειμώνα 1999-2000. Από το σχήμα 5.14 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για χειμώνα έναρξης της εκπαίδευσης 1984(85) με ποσοστό MAPE ίσο με 9,30%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή των ομάδων του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 6,12%. Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για το χειμώνα 2000-01 (που είναι υπό πρόβλεψη) έχοντας ως χειμώνα έναρξης της εκπαίδευσης το 1984(85) και λήξης το 1999(2000), τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 7,681% και 8,153% με χρήση

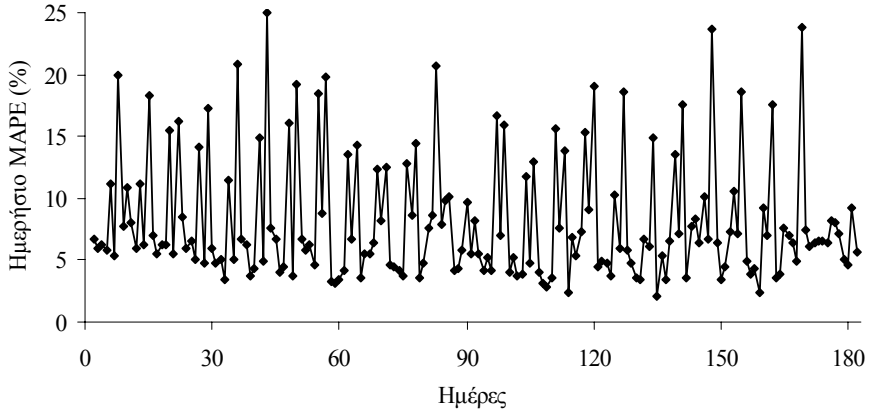
των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών το MAPE είναι 2,840% και 5,619% αντίστοιχα. Από το σχήμα 5.15 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται για χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης το 1990(91) με MAPE ίσο με 7,29%, ενώ για τις εκτιμούμενες για το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης το 1988(89) με ποσοστό 8,15%. Σ' αυτήν την περίπτωση η συμπεριφορά των αντίστοιχων καμπυλών είναι πιο ομαλή, αν και το σφάλμα παραμένει σε υψηλά επίπεδα (άνω του 8%). Στο σχήμα 5.16 παρουσιάζεται το ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων χρησιμοποιώντας για σύνολο εκπαίδευσης τους χειμώνες 1984(85)-1999(2000).



Σχήμα 5.14: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 1999-'00 με χρήση των τυπικών καμπυλών φορτίου συναρτήσει του χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης



Σχήμα 5.15: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000-01 με βάση τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης



Σχήμα 5.16: Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000-01 (1/10/2000- 31/3/2001) με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων με σύνολο εκπαίδευσης τους χειμώνες 1984(85)- 1999(00)

Η μεθοδολογία αυτή στηρίζεται σε ελάχιστα δεδομένα (τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες ζήτησης φορτίου και την κατηγοριοποίηση των ημερών σε ομάδες για τα παρελθόντα έτη προς διαμόρφωση της αντίστοιχης κατανομής ομάδων της υπό πρόβλεψη εποχής). Οδηγεί όμως σε υψηλά σφάλματα, καθώς το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα είναι 8,15% και 8,52% για τη χειμερινή και την καλοκαιρινή περίοδο αντίστοιχα, η μέγιστη ημερήσια τιμή τους 24,9% και 27,5% και η ωριαία μέγιστη τιμή τους 39% και 40% αντίστοιχα.

5.8. Εφαρμογή Μεθοδολογίας Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Χρονολογικής Καμπύλης Ζήτησης Φορτίου ανά Εποχή Επόμενου Έτους με Βάση την Ασαφή Λογική και με Χρήση των Τυπικών Ομάδων Φορτίου και Θερμοκρασίας

Σ' αυτήν την περίπτωση η εκτίμηση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου μίας εποχής με βήμα ανά ώρα στηρίζεται όχι μόνο στις εκτιμήσεις των τυπικών ημερήσιων καμπυλών φορτίου, αλλά και στις αντίστοιχες τυπικές ομάδες θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης με βάση τις αρχές της ασαφούς λογικής. Συγκεκριμένα μετά τις κατηγοριοποιήσεις των ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του συστήματος ανά εποχή και των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης για το σύνολο των ετών σχηματίζονται ασαφείς κανόνες της μορφής (5.2), όπου στις θέσεις των εισόδων της *i*-ιοστής ημέρας μπορεί να είναι η ημέρα της εβδομάδας $k(i)$, η τυπική ομάδα θερμοκρασίας Αθήνας της τρέχουσας ημέρας $t_A(i)$, της προηγούμενης $t_A(i-1)$ ή της πιο προηγούμενης $t_A(i-2)$ και αντίστοιχα της Θεσσαλονίκης $t_\Theta(i)$, $t_\Theta(i-1)$ $t_\Theta(i-2)$. Δεν τοποθετείται στις εισόδους η τυπική ομάδα φορτίου προηγούμενων ημερών, διότι είναι και αυτή υπό πρόβλεψη. Η έξοδος είναι η τυπική ομάδα φορτίου της αντίστοιχης ημέρας μέσω κατάλληλου βάρους (5.3). Τα σενάρια των εισόδων που εξετάζονται στην προκειμένη περίπτωση συνοψίζονται στον πίνακα 5.4.

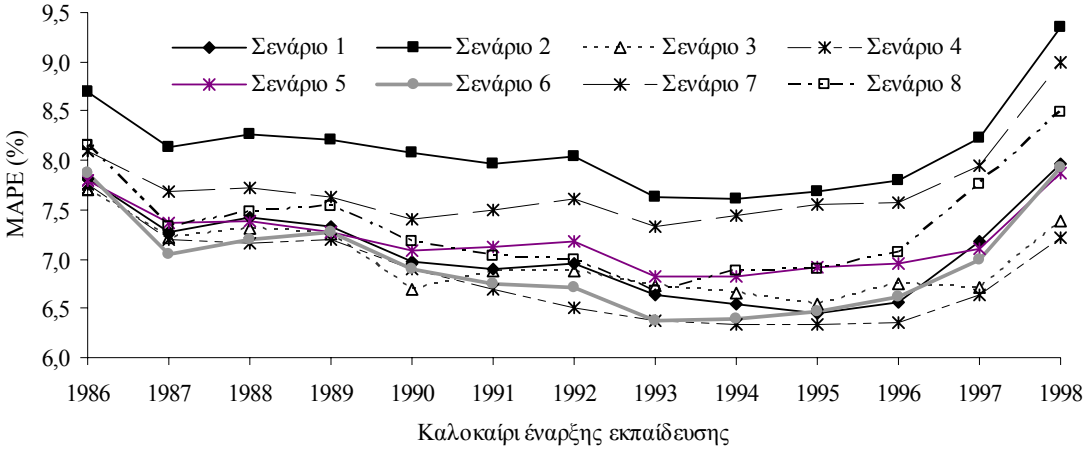
Πίνακας 5.4: Είσοδοι σεναρίων κατασκευής ασαφών κανόνων για την εύρεση χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου

Σενάριο	Είσοδοι	Μέγιστο πλήθος συνδυασμού εισόδων για τις 7 βασικές ημέρες	1η απόρριψη	2η απόρριψη	3η απόρριψη	4η απόρριψη
1	$k(i)$, $t_A(i)$, $t_\Theta(i)$	2800	$t_\Theta(i)$	$t_A(i)$	—	—
2	$k(i)$, $t_A(i)$, $t_\Theta(i)$, $t_A(i-1)$, $t_\Theta(i-1)$	1260000	$t_\Theta(i-1)$	$t_A(i-1)$	$t_\Theta(i)$	$t_A(i)$
3	$k(i)$, $t_A(i)$	140	$t_A(i)$	—	—	—
4	$k(i)$, $t_\Theta(i)$	140	$t_\Theta(i)$	—	—	—
5	$k(i)$, $t_A(i)$, $t_A(i-1)$	2800	$t_A(i-1)$	$t_A(i)$	—	—
6	$k(i)$, $t_\Theta(i)$, $t_\Theta(i-1)$	2800	$t_\Theta(i-1)$	$t_\Theta(i)$	—	—
7	$k(i)$, $t_A(i)$, $t_A(i-1)$, $t_A(i-2)$	56000	$t_A(i-2)$	$t_A(i-1)$	$t_A(i)$	—
8	$k(i)$, $t_\Theta(i)$, $t_\Theta(i-1)$, $t_\Theta(i-2)$	56000	$t_\Theta(i-2)$	$t_\Theta(i-1)$	$t_\Theta(i)$	—

Διευκρινίζεται ότι με την είσοδο της ημέρας της εβδομάδας δεν περιλαμβάνονται μόνο οι επτά ημέρες της εβδομάδας, αλλά και οι αργίες, οι οποίες αντιμετωπίζονται η καθεμία ως μία ξεχωριστή ημέρα της εβδομάδας. Στις τελευταίες περιλαμβάνονται η Πρωτοχρονιά και η παραμονή της, τα Φώτα, η Καθαρά Δευτέρα, η 25η Μαρτίου, το τετραήμερο του Πάσχα (από Μεγάλη Παρασκευή), η Πρωτομαγιά, η Δευτέρα του Αγίου Πνεύματος, ο Δεκαπενταύγουστος, η 28η Οκτωβρίου, το εορταστικό τριήμερο των Χριστουγέννων (από παραμονή). Στο πλήθος των ομάδων φορτίου ανά εποχή είναι 10, των θερμοκρασιών 20 για κάθε πόλη. Στον πίνακα 5.4 καταγράφεται ο μέγιστος αριθμός των κανόνων που δύνανται να σχηματιστούν για το σύνολο των εισόδων μόνο με τις επτά ημέρες της εβδομάδας. Οι αντίστοιχες διαθέσιμες ημέρες ανά εποχή είναι το μέγιστο 2700 για 15 χρόνια εκπαίδευσης, με συνέπεια να μην σχηματίζονται όλοι οι κανόνες.

Στην περίπτωση της εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων, αν δεν βρίσκεται ο αντίστοιχος κανόνας των βασικών εισόδων του σεναρίου, τότε διερευνάται το σύνολο των κανόνων ασαφούς λογικής που προκύπτουν από την απόρριψη μίας εισόδου. Αν δεν βρεθεί πάλι ο αντίστοιχος κανόνας, συνεχίζεται η διαδικασία απορρίπτοντας μία δεύτερη μεταβλητή, ως ότου να βρεθεί ο αντίστοιχος κανόνας (βλ. πίνακα 5.4). Το είδος της ημέρας είναι η μοναδική μεταβλητή που πάντα έχει ανταπόκριση και γι' αυτό δεν αφαιρείται. Το πρόβλημα αυτό είναι υπαρκτό ειδικά για τις αργίες, όπου η καθεμία εμφανίζεται μία φορά το έτος.

Σημειώνεται ότι τα διαθέσιμα δεδομένα είναι τα ακαθάριστα φορτία του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος των ετών 1985-2001 και οι θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης των ετών 1986-2000. Κατά τη μελέτη της καλοκαιρινής περιόδου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα μέχρι το καλοκαίρι του 1998 πραγματοποιείται η εκτίμηση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου του καλοκαιριού του 1999 με τις αντίστοιχες πραγματικές τυπικές ομάδες για τα 8 προαναφερθέντα σενάρια, προκειμένου να διαπιστωθεί η συμπεριφορά του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος ως προς τα καλοκαίρια εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Από το σχήμα 5.17 και τον πίνακα 5.5 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται με το σενάριο 4 για το καλοκαίρι του 1995 ως έναρξη της εκπαίδευσης με ποσοστό MAPE ίσο με 6,33%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 3,12%.



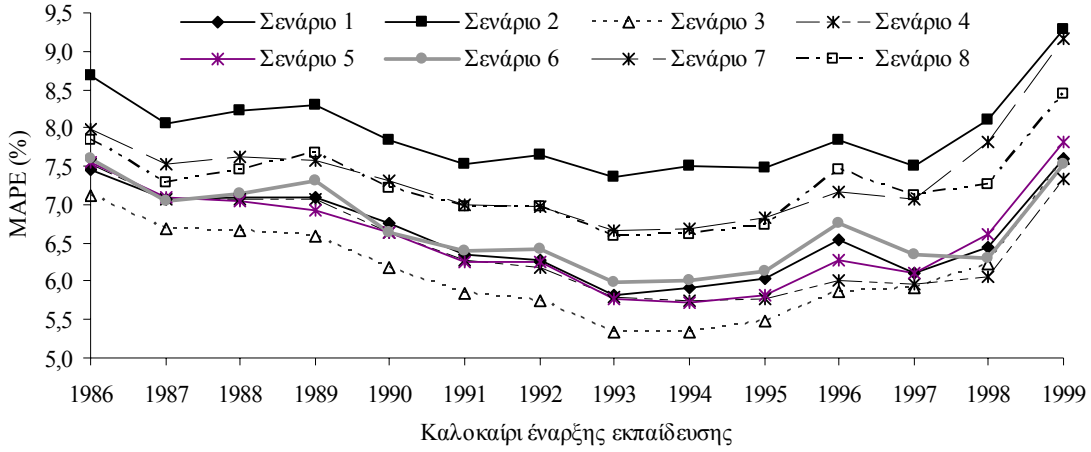
Σχήμα 5.17: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 1999 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Πίνακας 5.5: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος χρονολογικής καμπύλης φορτίου του καλοκαιριού 1999 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

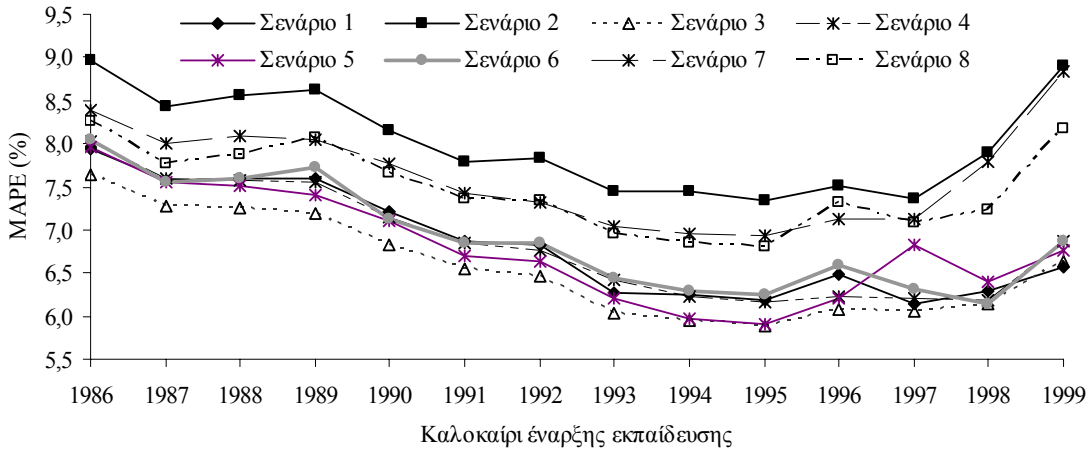
Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης	1986	7,807	8,692	7,706	7,753	7,802	7,868	8,102	8,158
	1987	7,279	8,127	7,216	7,196	7,365	7,049	7,681	7,332
	1988	7,430	8,256	7,310	7,166	7,391	7,196	7,727	7,484
	1989	7,323	8,203	7,248	7,190	7,281	7,269	7,624	7,529
	1990	6,967	8,071	6,691	6,897	7,083	6,891	7,410	7,184
	1991	6,892	7,956	6,880	6,700	7,128	6,743	7,501	7,027
	1992	6,960	8,035	6,887	6,510	7,174	6,717	7,608	6,999
	1993	6,629	7,629	6,728	6,372	6,823	*6,370*	*7,338*	*6,679*
	1994	6,544	*7,604*	6,646	6,343	*6,822*	6,390	7,433	6,886
	1995	*6,442*	7,686	*6,537*	***6,329***	6,923	6,461	7,549	6,900
	1996	6,568	7,798	6,748	6,347	6,948	6,616	7,564	7,059
	1997	7,185	8,231	6,702	6,631	7,104	6,985	7,950	7,767
	1998	7,973	9,357	7,379	7,213	7,868	7,922	9,003	8,487

Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για το καλοκαίρι του 2000 (που είναι υπό πρόβλεψη), τότε τα αντίστοιχα αποτελέσματα καταγράφονται στους πίνακες 5.5 και 5.6 και στα σχήματα 5.18 και 5.19. Αν εφαρμοστεί το σενάριο 4 (που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα την προηγούμενη χρονιά) με καλοκαίρι έναρξης το 1995 και λήξης το 1999, τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 5,772% και 6,159% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται για το σενάριο 3 με καλοκαίρι έναρξης το 1993 και ποσοστό MAPE ίσο με 5,333%, ενώ για τις εκτιμούμενες για το σενάριο 5 με καλοκαίρι έναρξης το 1995 και ποσοστό MAPE ίσο με 5,885%. Ωστόσο τα αποτελέσματα που προκύπτουν και από το σενάριο 4 με σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1994-99 είναι αρκετά ικανοποιητικά, καθώς με τις εκτιμούμενες

καμπύλες φορτίου το σφάλμα φθάνει στο 6,16%, χειρότερα από το 4,478%, αν ήταν πλήρως γνωστή η κατανομή των ημερών, καλύτερα από 8,0%, αν δεν χρησιμοποιηθούν οι τυπικές θερμοκρασιακές ομάδες.



Σχήμα 5.18: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων



Σχήμα 5.19: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

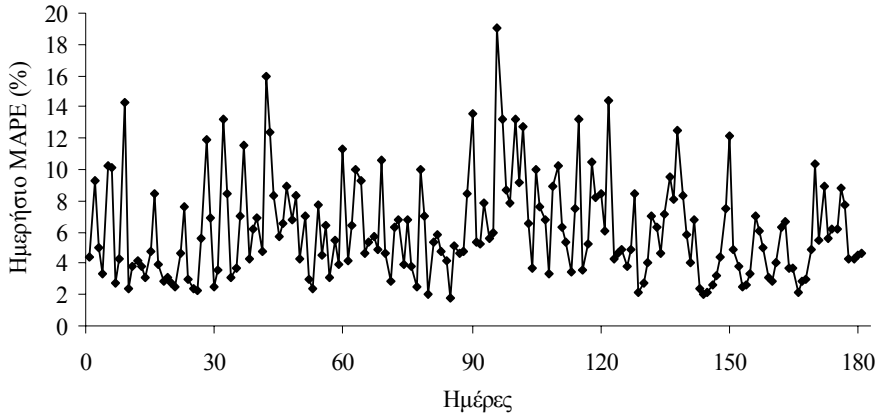
Πίνακας 5.6: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (%) χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης	1986	7,451	8,682	7,121	7,533	7,542	7,607	7,984	7,835
	1987	7,073	8,060	6,687	7,077	7,083	7,045	7,527	7,286
	1988	7,093	8,229	6,659	7,072	7,046	7,148	7,616	7,455
	1989	7,100	8,302	6,588	7,070	6,926	7,309	7,569	7,669
	1990	6,755	7,838	6,191	6,639	6,638	6,646	7,302	7,217
	1991	6,357	7,523	5,839	6,269	6,253	6,406	6,997	6,962
	1992	6,286	7,651	5,740	6,183	6,256	6,421	6,975	6,982
	1993	*5,811*	*7,361*	***5,333***	5,803	5,765	*5,982*	*6,661*	*6,594*
	1994	5,922	7,498	5,347	*5,734*	*5,711*	6,005	6,695	6,611
	1995	6,040	7,469	5,487	**5,772**	5,819	6,122	6,818	6,739
	1996	6,543	7,842	5,867	6,021	6,273	6,751	7,164	7,446
	1997	6,111	7,509	5,911	5,952	6,105	6,343	7,075	7,126
	1998	6,448	8,093	6,237	6,054	6,607	6,290	7,811	7,271
	1999	7,610	9,283	7,600	7,343	7,821	7,522	9,167	8,433

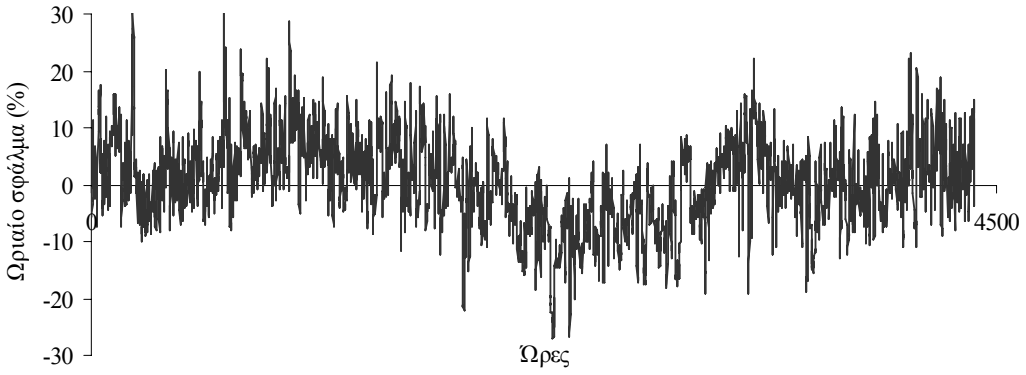
Πίνακας 5.7: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (%) χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Καλοκαίρι έναρξης εκπαίδευσης	1986	7,929	8,960	7,637	8,014	7,964	8,055	8,397	8,254
	1987	7,579	8,424	7,277	7,601	7,550	7,552	7,995	7,763
	1988	7,603	8,554	7,258	7,570	7,520	7,589	8,080	7,878
	1989	7,587	8,616	7,193	7,563	7,400	7,734	8,037	8,063
	1990	7,219	8,161	6,825	7,153	7,099	7,126	7,757	7,658
	1991	6,871	7,794	6,539	6,851	6,690	6,848	7,424	7,367
	1992	6,827	7,823	6,463	6,771	6,636	6,845	7,321	7,334
	1993	6,265	7,452	6,028	6,425	6,205	6,431	7,042	6,949
	1994	6,247	7,441	5,948	6,229	5,981	6,300	6,946	6,845
	1995	6,181	*7,334*	***5,885***	***6,159***	*5,916*	6,250	*6,933*	*6,801*
	1996	6,489	7,518	6,086	6,232	6,206	6,600	7,131	7,311
	1997	*6,137*	7,354	6,063	6,208	6,827	6,316	7,116	7,083
	1998	6,286	7,888	6,151	6,193	6,407	*6,149*	7,790	7,241
	1999	6,559	8,891	6,631	6,861	6,758	6,877	8,834	8,169

Στα σχήματα 5.20 και 5.21 παρουσιάζονται το ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα, το ωριαίο σφάλμα και τα ωριαία φορτία της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης φορτίου με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων θερμοκρασιών με σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1995-1999 για το 4^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων.

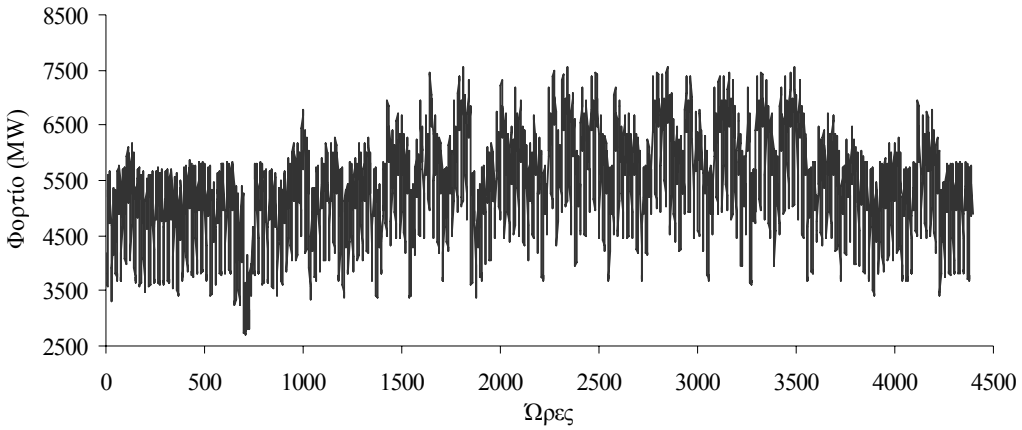


α) Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα



β) Ωριαίο εκατοστιαίο σφάλμα

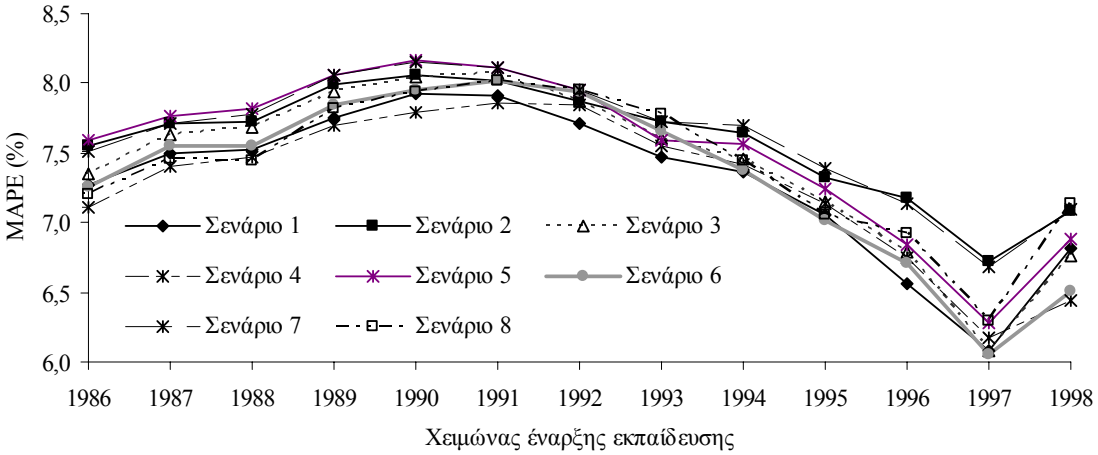
Σχήμα 5.20: Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) και ωριαίο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων θερμοκρασιών με σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1995-1999 για το 4^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων



Σχήμα 5.21: Εκτιμούμενη χρονολογική καμπύλη ζήτησης φορτίου του καλοκαιριού 2000 με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου, θερμοκρασιών και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων με σύνολο εκπαίδευσης τα καλοκαίρια 1995-1999 για το 4^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Κατά τη μελέτη της χειμερινής περιόδου χρησιμοποιώντας τα δεδομένα μέχρι το χειμώνα του 1998(99) πραγματοποιείται η εκτίμηση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου του χειμώνα του 1999-2000 με τις αντίστοιχες πραγματικές τυπικές ομάδες φορτίου για τα 8 σενάρια εισόδων ασαφών κανόνων, προκειμένου να διαπιστωθεί η συμπεριφορά του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος ως προς τους χειμώνες εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται. Από το σχήμα 5.22 και τον πίνακα 5.8 προκύπτει ότι η καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται με το 4^{ο} σενάριο για το χειμώνα του 1997(98) ως έναρξη της εκπαίδευσης με ποσοστό MAPE ίσο με 6,049%. Αν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή του φορτίου, τότε το αντίστοιχο ποσοστό είναι 5,12%.

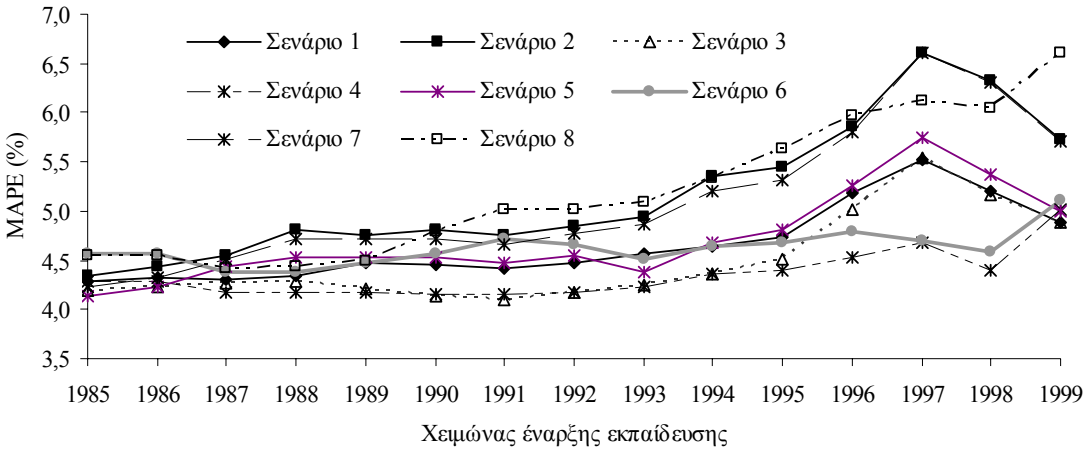
Αν η ίδια διαδικασία επαναληφθεί για το χειμώνα του 2000(01) (που είναι υπό πρόβλεψη), τότε τα αντίστοιχα αποτελέσματα καταγράφονται στους πίνακες 5.9 και 5.10 και στα σχήματα 5.23 και 5.24. Αν εφαρμοστεί το 6^{ο} σενάριο (που έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα την προηγούμενη χρονιά) με χειμώνα έναρξης το 1997(98) και λήξης το 1999(2000), τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 4,690% και 6,312% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Η καλύτερη συμπεριφορά για τις πραγματικές καμπύλες παρουσιάζεται για το σενάριο 3 με χειμώνα έναρξης το 1991(92) και ποσοστό MAPE ίσο με 4,098%, ενώ για τις εκτιμούμενες για το σενάριο 5 με χειμώνα έναρξης το 1985(86) και ποσοστό MAPE ίσο με 5,758%. Ωστόσο τα αποτελέσματα που προκύπτουν και από το σενάριο 6 με σύνολο εκπαίδευσης τους χειμώνες 1997(98)-99(00) είναι ικανοποιητικά, καθώς με τις εκτιμούμενες καμπύλες φορτίου το σφάλμα φθάνει στο 6,32%, χειρότερα από το 5,72%, αν ήταν πλήρως γνωστή η κατανομή των ημερών, καλύτερα από 8,2%, αν δεν χρησιμοποιηθούν οι τυπικές θερμοκρασιακές ομάδες.



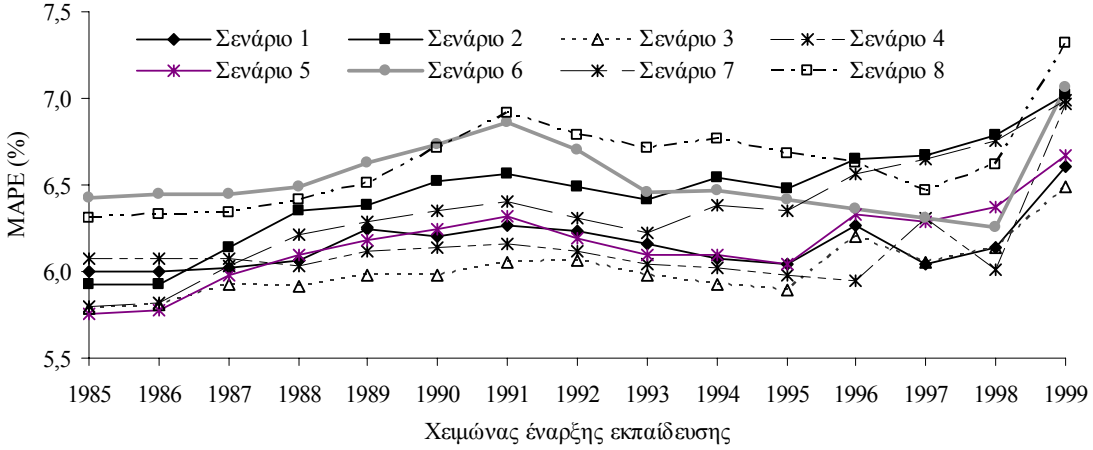
Σχήμα 5.22: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 1999(00) με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Πίνακας 5.8: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (%) χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Χειμώνας έναρξης εκπαίδευσης	1985	7,291	7,561	7,360	7,123	7,596	7,264	7,515	7,219
	1986	7,268	7,555	7,353	7,109	7,586	7,261	7,505	7,203
	1987	7,496	7,716	7,627	7,410	7,767	7,548	7,715	7,458
	1988	7,519	7,719	7,678	7,464	7,813	7,557	7,772	7,446
	1989	7,752	7,996	7,942	7,697	8,064	7,841	8,057	7,814
	1990	7,919	8,059	8,041	7,793	8,164	7,947	8,150	7,935
	1991	7,909	8,023	8,073	7,852	8,115	8,024	8,111	8,014
	1992	7,715	7,873	7,878	7,846	7,951	7,936	7,958	7,948
	1993	7,464	7,727	7,609	7,552	7,596	7,664	7,728	7,774
	1994	7,360	7,641	7,456	7,415	7,562	7,373	7,694	7,441
	1995	7,051	7,324	7,155	7,139	7,239	7,019	7,385	7,054
	1996	6,555	7,183	6,790	6,745	6,845	6,709	7,142	6,927
	1997	*6,076*	*6,721*	*6,084*	*6,174*	*6,279*	***6,049***	*6,684*	*6,293*
	1998	6,812	7,089	6,761	6,443	6,888	6,509	7,101	7,135



Σχήμα 5.23: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων



Σχήμα 5.24: Μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με βάση τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με τον χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Πίνακας 5.9: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (%) χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με πλήρη γνώση των τυπικών καμπυλών φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

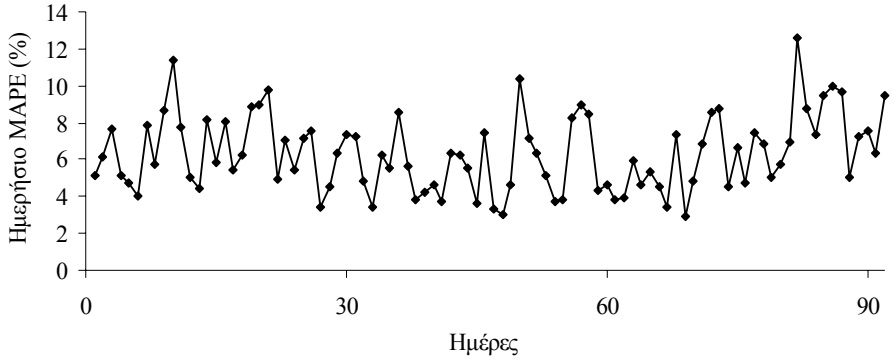
Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Χειμώνας έναρξης εκπαίδευσης	1985	*4,294*	*4,351*	4,190	4,280	*4,132*	4,572	*4,223*	4,557
	1986	4,317	4,431	4,230	4,286	4,230	4,561	4,321	4,547
	1987	4,300	4,539	4,260	4,181	4,441	*4,377*	4,502	*4,411*
	1988	4,350	4,809	4,292	4,181	4,532	4,380	4,715	4,440
	1989	4,469	4,749	4,213	4,183	4,534	4,471	4,719	4,498
	1990	4,461	4,812	4,140	4,163	4,538	4,574	4,710	4,784
	1991	4,419	4,747	***4,098***	*4,150*	4,474	4,711	4,666	5,024
	1992	4,481	4,853	4,179	4,174	4,549	4,668	4,777	5,025
	1993	4,565	4,939	4,244	4,221	4,371	4,505	4,870	5,083
	1994	4,635	5,345	4,369	4,356	4,685	4,647	5,208	5,343
	1995	4,743	5,453	4,511	4,404	4,806	4,670	5,318	5,636
	1996	5,178	5,854	5,012	4,530	5,256	4,796	5,806	5,972
	1997	5,518	6,610	5,537	4,673	5,748	4,690	6,616	6,117
	1998	5,203	6,324	5,171	4,392	5,375	4,581	6,307	6,037
	1999	4,877	5,725	4,879	5,010	5,002	5,108	5,704	6,613

Πίνακας 5.10: Καταγραφή μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (%) χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000(01) με βάση τις εκτιμούμενες τυπικές καμπύλες φορτίου σε συνάρτηση με το χειμώνα έναρξης εκπαίδευσης για τα 8 σενάρια διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

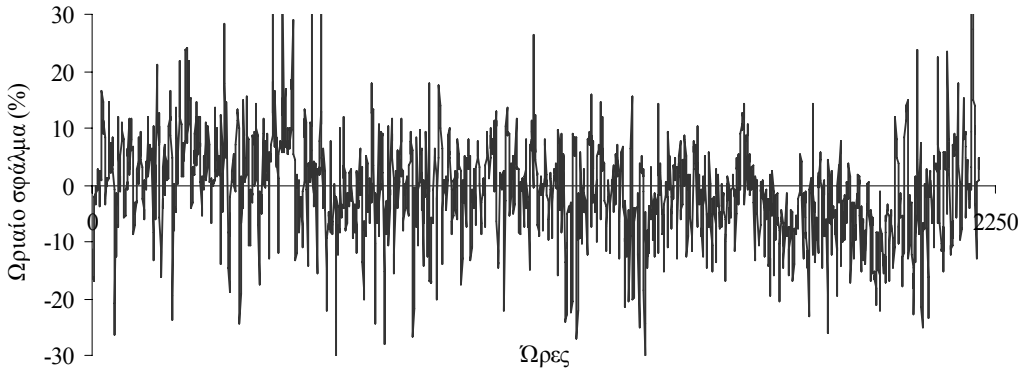
Σενάριο		1	2	3	4	5	6	7	8
Χειμώνας έναρξης εκπαίδευσης	1985	*5,996*	*5,925*	*5,786*	6,079	***5,758***	6,423	*5,799*	*6,306*
	1986	5,998	5,927	5,809	6,079	5,779	6,443	5,820	6,328
	1987	6,024	6,140	5,921	6,076	5,977	6,447	6,030	6,345
	1988	6,062	6,354	5,915	6,036	6,099	6,492	6,216	6,413
	1989	6,240	6,379	5,974	6,113	6,178	6,632	6,288	6,512
	1990	6,205	6,520	5,979	6,133	6,246	6,739	6,356	6,713
	1991	6,262	6,568	6,053	6,156	6,314	6,858	6,409	6,915
	1992	6,237	6,490	6,061	6,113	6,190	6,697	6,309	6,784
	1993	6,158	6,420	5,979	6,040	6,091	6,453	6,226	6,715
	1994	6,079	6,541	5,925	6,025	6,091	6,473	6,380	6,766
	1995	6,041	6,481	5,891	5,975	6,046	6,410	6,352	6,680
	1996	6,263	6,654	6,201	*5,952*	6,335	6,365	6,560	6,627
	1997	6,041	6,675	6,058	6,310	6,292	6,312	6,651	6,466
	1998	6,142	6,792	6,133	6,013	6,369	*6,260*	6,752	6,618
	1999	6,606	7,022	6,487	6,968	6,667	7,067	6,989	7,324

Αν είχε απορριφθεί η χρήση λίγων χειμώνων εκπαίδευσης, τότε η καλύτερη συμπεριφορά για το χειμώνα 1999(2000) (με βάση το σχήμα 5.22 και τον πίνακα 5.8) παρουσιάζεται με το σενάριο 4 για το χειμώνα του 1986(87) ως έναρξη της εκπαίδευσης με ποσοστό MAPE ίσο με 7,109%. Αν εφαρμοστεί το τελευταίο σενάριο για το χειμώνα του 2000(01) με χειμώνα έναρξης το 1986(87) και λήξης το 1999(2000), τότε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα είναι ίσο με 4,286% και 6,079% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα είναι ελαφρώς καλύτερα από της αρχικής εκδοχής.

Στη συνέχεια στα σχήματα 5.25 και 5.26 παρουσιάζονται το ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα, το ωριαίο σφάλμα και τα ωριαία φορτία της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης φορτίου με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων θερμοκρασιών με σύνολο εκπαίδευσης τους χειμώνες 1997(98)-1999(00) για το 6^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων. Υπενθυμίζεται ότι οι διαθέσιμες θερμοκρασίες φθάνουν μέχρι το 31-12-2000.

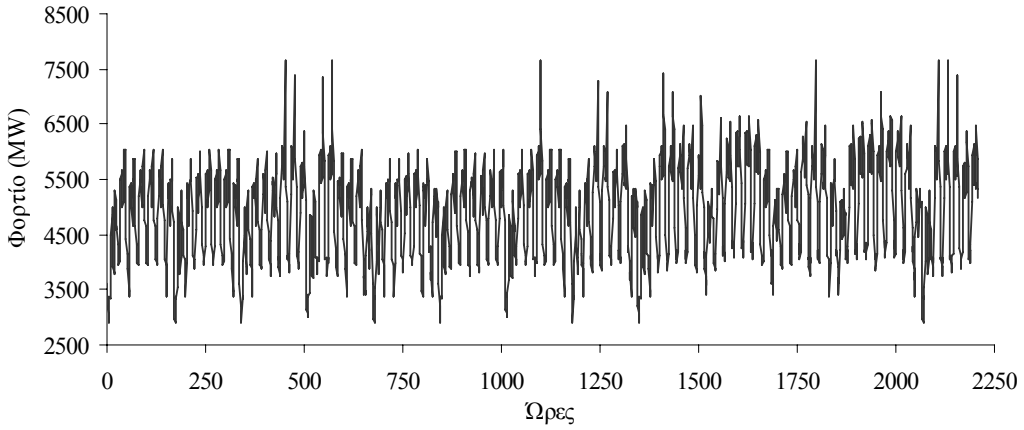


α) Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα



β) Ωριαίο εκατοστιαίο σφάλμα

Σχήμα 5.25: Ημερήσιο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (%) και ωριαίο εκατοστιαίο σφάλμα (%) της εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000 (1/10-31/12/2000) με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων θερμοκρασιών με σύνολο εκπαίδευσης χειμώνων 1997(98)-1999(00) για το 6^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων



Σχήμα 5.26: Εκτιμούμενη χρονολογική καμπύλη ζήτησης φορτίου του χειμώνα 2000 (1/10-31/12/2000) με βάση τις εκτιμήσεις των τυπικών καμπυλών φορτίου, θερμοκρασιών και των αναμενόμενων τυπικών ομάδων με σύνολο εκπαίδευσης τους χειμώνες 1997(98)-1999(00) για το 6^{ο} σενάριο διαμόρφωσης εισόδων ασαφών κανόνων

Παρατηρείται ότι με βάση τα δεδομένα των παρελθόντων ετών βαρύνοντα ρόλο διαδραματίζει η θερμοκρασιακή ομάδα της Θεσσαλονίκης της τρέχουσας ημέρας για το καλοκαίρι, της τρέχουσας και της προηγούμενης ημέρας για το χειμώνα. Από τα αποτελέσματα της πρόβλεψης των εποχών του 2000 προκύπτουν τα αντίστοιχα σενάρια για τη θερμοκρασία της Αθήνας. Σε κάθε περίπτωση ο συνδυασμός τους οδηγεί σε ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα.

Από τη σύγκριση τους με την προηγούμενη μεθοδολογία διαπιστώθηκε ότι και στις δύο περιπτώσεις της χειμερινής και της καλοκαιρινής περιόδου οι τιμές έχουν βελτιωθεί πάνω από 1,8% για το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα, πάνω από είναι 8% για τη μέγιστη ημερήσια τιμή και άνω του 10% τη μέγιστη ωριαία τιμή. Το μειονέκτημα της τελευταίας μεθοδολογίας όμως είναι η γνώση των τυπικών ομάδων θερμοκρασιών, μία πληροφορία που δεν προσδιορίζεται εύκολα. Η χρησιμότητά της βρίσκεται στη διαμορφωμένη βάση ασαφών κανόνων από την οποία δύναται να εκτιμηθεί η τυπική ομάδα φορτίου οποιασδήποτε ημερομηνίας, αρκεί να έχουν προσδιοριστεί οι αντίστοιχες θερμοκρασιακές ομάδες.

5.9. Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου Μεγάλων Καταναλωτών του Ελληνικού Συστήματος

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου καταναλωτών του ελληνικού συστήματος μπορεί να στηριχθεί στην κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών φορτίου με ή χωρίς τη χρήση των αντίστοιχων θερμοκρασιακών ημερών της περιοχής στην οποία βρίσκεται ο εκάστοτε πελάτης. Ο αλγόριθμος είναι όμοιος με του σχήματος 5.2 για το διασυνδεδεμένο σύστημα. Η βασική διαφοροποίηση βρίσκεται στον τρόπο εκτίμησης των μελλοντικών τυπικών καμπυλών φορτίου, καθώς ο καταναλωτής συνήθως μεταβάλλει τη συμπεριφορά ως προς τη ζήτηση φορτίου πιο αργά από ότι το σύστημα, αλλά, αν την αλλάξει, τότε η μεταβολή θα είναι πιο βίαιη, με συνέπεια να μην μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο αντίστοιχος αλγόριθμος εύρεσης τυπικών καμπυλών φορτίου του διασυνδεδεμένου συστήματος. Σ' αυτήν την περίπτωση μπορούν να αποδειχθούν καταλληλότερα τα μοντέλα τελικής χρήσης, τα οποία όμως απαιτούν καταγραφή και πληθώρα ιδιαίτερων στοιχείων του καταναλωτή [11-13]. Εναλλακτικά, αν δεν υπάρχει προσθήκη ή αφαίρεση κάποιας συσκευής που επηρεάζει την ηλεκτρική συμπεριφορά του καταναλωτή ή κάποιος ειδικός λόγος μεταβολής της τελευταίας (όπως αναστολή της λειτουργίας του), τότε ως πρώτη εκτίμηση μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι τυπικές καμπύλες φορτίου του τελευταίου έτους. Άλλωστε από αντίστοιχη σύγκριση με τα τελευταία έτη μπορεί να διαπιστωθεί αν η συμπεριφορά του μεταβάλλεται.

Λόγω της ύπαρξης περιορισμένου πλήθους δεδομένων δεν είναι δυνατό να πραγματοποιηθούν αντίστοιχες εκτελέσεις. Μία ένδειξη του μεγέθους της ακρίβειας που μπορεί να επιτευχθεί δίνεται από την περίπτωση του βιομηχανικού καταναλωτή που μελετήθηκε αναλυτικά στο 2^{ο} και στο 3^{ο} κεφάλαιο. Από τα αποτελέσματα του πίνακα 3.24 προκύπτει ότι το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα δεν μπορεί να μειωθεί πιο κάτω από 10,35% για το σύνολο των ομάδων και από 5,69% για την πολυπληθέστερη εργάσιμη ομάδα (τύπου «10») που παρουσιάζει και τη μεγαλύτερη ζήτηση. Αυτό το σφάλμα εμφανίζεται, όταν είναι πλήρως γνωστή η κατανομή των τυπικών ομάδων και πλήρως γνωστές οι τυπικές καμπύλες φορτίου. Οι τελευταίες τιμές αντιστοιχούν στα σφάλματα του 2,99% της χειμερινής και του 3,30% της καλοκαιρινής περιόδου για πλήρως γνωστή την κατανομή των τυπικών ομάδων φορτίου του συστήματος και για τις πραγματικές τυπικές καμπύλες φορτίου της αντίστοιχης περιόδου.

5.10. Συμπεράσματα

Με βάση τη μεθοδολογία μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης τυπικών καμπυλών φορτίου, που στηρίζεται στη μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων και στον αλγόριθμο μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης, είναι δυνατή η εύρεση των μελλοντικών τυπικών χρονολογικών καμπυλών φορτίου με μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα μεταξύ του 1,2% και 7,5%, με τα μεγαλύτερα σφάλματα (άνω του 5%) να καταγράφονται στις πιο ολιγομελείς τυπικές ομάδες (που περιέχουν αργίες, Σάββατα και Κυριακές). Σε σύγκριση με τη μεθοδολογία του [9] σχηματίζεται σημαντικά μικρότερος αριθμός τυπικών ημερών φορτίου (από 52 σε 20), ενώ το αντίστοιχο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα που καταγράφεται είναι 3,8%.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της καμπύλης διάρκειας φορτίου στηρίζεται στη στατιστική κατανομή των τυπικών ομάδων φορτίου στο σύνολο των ετών εκπαίδευσης ανά εποχή, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το είδος της ημέρας της εβδομάδας, και στις εκτιμούμενες τυπικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου. Τα αντίστοιχα σφάλματα που επιτυγχάνονται είναι 1,45% και 1,90% για το καλοκαίρι και το χειμώνα του 2000.

Ως προς τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της χρονολογικής καμπύλης φορτίου μίας εποχής ανά ώρα αναπτύσσονται δύο μεθοδολογίες. Η μεν πρώτη στηρίζεται στον προσδιορισμό για κάθε ημερομηνία της υπό πρόβλεψη περιόδου της αντίστοιχης τυπικής καμπύλης φορτίου με βάση τα ιστορικά δεδομένα των

συχνοτήτων εμφάνισης της εκάστοτε ομάδας φορτίου, αρκεί να αντιστοιχούν στην ίδια ημέρα της εβδομάδας ή στην ίδια αργία. Τα αντίστοιχα σφάλματα είναι υψηλά και φθάνουν στο 8,52% για το καλοκαίρι και στο 8,15% για τον χειμώνα του 2000. Η δε δεύτερη μεθοδολογία στηρίζεται στις αρχές τις ασαφούς λογικής, όπου με βάση τις τυπικές θερμοκρασιακές ημέρες Αθήνας και Θεσσαλονίκης και το είδος της ημέρας της εβδομάδας ή της αργίας διαμορφώνονται ασαφείς κανόνες με έξοδο την εκτιμούμενη τυπική ομάδα φορτίου. Από την εξέταση διαφόρων σεναρίων ως προς τις εισόδους τελικά τα υπολογιζόμενα σφάλματα είναι 6,16% για το καλοκαίρι και στο 6,31% για τον χειμώνα του 2000.

Ως προς τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου ενός καταναλωτή δίνονται οι θεωρητικές βάσεις για την αντιμετώπισή του με τη χρήση του πρώτου σταδίου της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης πελατών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων (δηλαδή ουσιαστικά με την κατηγοριοποίηση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου ανά καταναλωτή). Η έλλειψη όμως δεδομένων δεν επιτρέπει την πραγματική εφαρμογή του αντίστοιχου αλγορίθμου, απλώς δύναται να προσδιοριστεί ένα κάτω όριο του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος με βάση την πλήρως γνωστή κατανομή των τυπικών ομάδων και τις αντίστοιχες τυπικές καμπύλες φορτίου.

5.11. Βιβλιογραφία

[1] Β.Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994

[2] H. Lee Willis, R.W. Powell, D.L. Wall: “Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No.5, May 1984, pp. 1070-1076

[3] M. Chow, H. Tram: “Methodology of urban re-development considerations in spatial load forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.2, May 1997, pp. 996-1001

[4] M. Chow, J. Zhu, H. Tram: “Application of fuzzy multi-objective decision making in spatial load forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.3, August 1998, pp. 1185 -1190

[5] H.C. Wu, C.N. Lu: “A data mining approach for spatial modeling in small area load forecast”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, pp. 516-521

[6] P.E. McSharry, S. Bouwman, G. Bloemhof: “Probabilistic forecasts of the magnitude and timing of peak electricity demand”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 20, No.2, May 2005, pp.1166-1172

[7] E. Doveh, P. Feigin, D. Greig, L. Hyams: “Experience with FNN models for medium term power demand predictions”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17, No 2, May 2002, p.538-546

[8] B. J. Chen, M.W. Chang, C.J. Lin: “Load forecasting using support vector machines: a study on EUNITE competition 2001”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 19, No. 4, November 2004, pp.1821-1830

[9] H. M. Al-Hamadi, S.A. Soliman: “Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth”, Electric Power Systems Research, Vol.74, 2005, pp.353-361

[10] L.H. Tsoukalas, R. E. Uhrig, “Fuzzy and Neural Approaches in Engineering”, 1st edition, USA, Academic Press, 1999.

[11] S. Talukdar , C. W. Gellings: “Load Management”, 1st Edition, IEEE Press, N.Y., 1987 , pp 207

[12] Γ. Τσεκούρας: «Καταγραφή και αναγνώριση φορτίων, μελέτη μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας και τιμολογιακών μέτρων σε μία χημική βιομηχανία», Μεταπτυχιακή εργασία στο μάθημα «Ενεργειακός προγραμματισμός ελαχίστου κόστους», Ιούλιος 2000

[13] «Οδηγός ενεργειακού ελέγχου και καταγραφής στη βιομηχανία», Κ.Α.Π.Ε., Αθήνα, 1996

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

6.1. Σύνοψη Διατριβής και Τελικά Συμπεράσματα

Στην παρούσα διατριβή πραγματοποιήθηκε η μελέτη του προβλήματος της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και των μεγάλων καταναλωτών του σε βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη κλίμακα. Η διατριβή επικεντρώθηκε στα εξής:

- στη διαμόρφωση των τυπικών χρονολογικών καμπυλών του εκάστοτε πελάτη και του συστήματος με τη βοήθεια μεθόδων ανάλυσης προτύπων, ώστε να είναι δυνατή η αντιπροσωπευτική περιγραφή τους,
- στην κατηγοριοποίηση των καταναλωτών με βάση τη ζήτηση φορτίου και στο σχηματισμό των αντίστοιχων τυπικών καμπυλών φορτίου,
- στη βελτίωση των αποτελεσμάτων της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου συστήματος,
- στην επίλυση της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου συστήματος, με σκοπό τη διαμόρφωση της χρονολογικής καμπύλης φορτίου και της αντίστοιχης καμπύλης διάρκειας του επόμενου έτους,
- στη βελτίωση των αποτελεσμάτων της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών,
- στην επίλυση της βραχυπρόθεσμης και της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μεγάλων καταναλωτών του συστήματος.

Για την επίτευξη των προαναφερθέντων στόχων ακολουθείται μία σειρά ενεργειών, με σημαντικότερες:

1. *την ανάπτυξη νέας μεθοδολογίας αναγνώρισης προτύπων δύο επιπέδων για την κατηγοριοποίηση των πελατών των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας*. Στο πρώτο επίπεδο προσδιορίζονται οι τυπικές αντιπροσωπευτικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του κάθε πελάτη και ο πληθυσμός των αντίστοιχων τυπικών ημερών. Στο δεύτερο στάδιο γίνεται η κατηγοριοποίηση των πελατών προσδιορίζοντας τις τυπικές ομάδες πελατών και τις αντίστοιχες χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου χρησιμοποιώντας τις αντιπροσωπευτικές καμπύλες του πρώτου επιπέδου. Σε κάθε στάδιο πραγματοποιείται εκτέλεση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης από το ακόλουθο σύνολο: κ-μέσων, ιεραρχικοί αλγόριθμοι συγχώνευσης, διανυσματικός κβαντιστής, αυτό-οργανωμένος χάρτης και κ-μέσων ασαφούς λογικής. Για κάθε μέθοδο γίνεται βελτιστοποίηση των παραμέτρων της ανά δείκτη καταλληλότητας (μέσο τετραγωνικό σφάλμα, μέσο δείκτη καταλληλότητας, δείκτη διασποράς ομαδοποίησης, δείκτη πίνακα ομοιότητας, δείκτη *Davies-Bouldin* με χρήση ευκλείδειων αποστάσεων και λόγο του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων). Όλες οι μέθοδοι συγκρίνονται μεταξύ τους και επιλέγεται εκείνη με τη βέλτιστη τιμή ανά δείκτη καταλληλότητας. Με τη χρήση της προτεινόμενης μεθοδολογίας επιτυγχάνονται:
   ⇒ η δυνατότητα επιλογής της αντιπροσωπευτικής χρονολογικής καμπύλης του κάθε πελάτη, χωρίς τη χρήση είτε της μέσης τιμής των χρονολογικών καμπυλών μίας συγκεκριμένης χρονικής περιόδου, είτε μίας καμπύλης που αντιστοιχεί σε μία συγκεκριμένη μέρα του έτους,

⇒ η εφαρμογή του συνόλου μεθόδων αναγνώρισης προτύπων, που επιτρέπει την αξιοποίηση των καλύτερων αποτελεσμάτων σε κάθε βήμα.

Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας σε ένα σύνολο 94 πελατών μέσης τάσης του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος προκύπτουν τα ακόλουθα:

⇒ κατά το πρώτο στάδιο η συμπεριφορά του κάθε πελάτη ως προς τη ζήτηση φορτίου περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 8-12 ομάδων,

⇒ κατά το δεύτερο στάδιο η διαμόρφωση 10 με 15 τυπικών πελατών είναι επαρκώς περιεκτική,

⇒ ο αρχικός διαχωρισμός των πελατών με βάση την εμπορική τους δραστηριότητα δεν είναι αντιπροσωπευτικός για τη διαμόρφωση των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου και κατ' επέκταση για το σχηματισμό των τιμολογίων, όπως συμβαίνει μέχρι σήμερα,

⇒ η βελτιστοποιημένη κ-μέσων και ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών και της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση κυριαρχούν και στα δύο στάδια από πλευράς αποτελεσμάτων ως προς τους δείκτες καταλληλότητας, ενώ στο δεύτερο στάδιο η συνεισφορά του ιεραρχικού αλγορίθμου μη σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού είναι σημαντική,

⇒ από πλευράς δεικτών καταλληλότητας προτείνεται η χρήση είτε του μέσου δείκτη καταλληλότητας, είτε του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων, με μικρό προβάδισμα να δίνεται στον τελευταίο λόγω της ταυτόχρονης κάλυψης των χαρακτηριστικών του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και του δείκτη διασποράς ομαδοποίησης.

2. *την ανάπτυξη νέας μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*. Ουσιαστικά είναι όμοιο του πρώτου σταδίου της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης καταναλωτών. Εφαρμόζεται στην περίπτωση της ζήτησης φορτίου του συστήματος είτε ανά έτος, είτε ανά εποχή, (χωρίς να υπάρχει η δυνατότητα εκτέλεσης για μεγαλύτερα χρονικά διαστήματα λόγω αύξησης του φορτίου) και στην περίπτωση των θερμοκρασιών Αθήνας και Θεσσαλονίκης (χαρακτηριστικών τοποθεσιών του ελληνικού συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας) για το σύνολο των ετών, είτε ενιαία, είτε ανά εποχή. Αποτελούν αναγκαία στοιχεία για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Από την αντίστοιχη εφαρμογή της μεθοδολογίας στις ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου (ανά ώρα) του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος προκύπτουν ότι:

⇒ ο διαχωρισμός του κάθε έτους μελέτης σε δύο περιόδους (καλοκαιρινή και χειμερινή) δίνει καλύτερα αποτελέσματα από πλευράς περιγραφής των τυπικών ημερών σε σχέση με την ενιαία αντιμετώπιση,

⇒ η συμπεριφορά του συστήματος περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 10 (8-12) ομάδων ανά εποχή, 20 (19-25) ανά έτος,

⇒ η βελτιστοποιημένη κ-μέσων και ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών και της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση κυριαρχούν από πλευράς αποτελεσμάτων ως προς τους δείκτες καταλληλότητας σε ετήσια και εποχική κλίμακα, ενώ ικανοποιητική είναι η απόδοση της ιεραρχικής μη σταθμισμένης κεντροειδούς μορφής ομάδας ζευγαριού ανά έτος και του διανυσματικού κβαντιστή ανά εποχή.

Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης στις ημερήσιες χρονολογικές καμπύλες θερμοκρασιών Αθηνών και Θεσσαλονίκης (ανά τρίωρο) για το χρονικό διάστημα 1985-2000 προκύπτουν ότι:

⇒ η θερμοκρασιακή συμπεριφορά περιγράφεται ικανοποιητικά με χρήση 15 ομάδων ανά εποχή, 20 ανά έτος, οπότε η ενιαία αντιμετώπιση του συνόλου των ετών χωρίς διαχωρισμό σε εποχές είναι καταλληλότερη,

⇒ ο διδιάστατος αυτό-οργανωμένος χάρτης με χρήση δύο κύριων ιδιοτιμών και της κ-μέσων για δευτεροβάθμια ταξινόμηση κυριαρχεί από πλευράς αποτελεσμάτων ως προς τους δείκτες καταλληλότητας σε ετήσια κλίμακα, ενώ η κ-μέσων ασαφούς λογικής έχει ικανοποιητική απόδοση ανά εποχή.

3. *την ανάπτυξη αλγορίθμων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα με χρήση πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων*. Εφαρμόζονται διάφοροι αλγόριθμοι εκπαίδευσης πολυπεπίπεδων Τ.Ν.Δ., όπως ο αλγόριθμος της οπίσθιας τροφοδότησης σφάλματος (με ή χωρίς όρο ορμής και ρυθμό μάθησης, με προσαρμοστικούς κανόνες των δύο τελευταίων, με

παρουσίαση διανυσμάτων ανά εποχή ή ανά πρότυπο), ο αλγόριθμος της συζευγμένης μεταβολής κλίσης (κατά *Fletcher-Reeves* και *Polak-Ribiere,* με ή χωρίς την αρχικοποίηση των *Powell-Beale*), ο αλγόριθμος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, ο ευπροσάρμοστος αλγόριθμος και οι αλγόριθμοι *Newton* (τέμνουσας ενός βήματος, *quasi-Newton*, *Levenberg-Marquardt*). Προστίθονται οι δυνατότητες υπολογισμού του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας και βελτιστοποίησης των παραμέτρων των Τ.Ν.Δ. (π.χ. πλήθος νευρώνων, είδος συναρτήσεων ενεργοποίησης και παραμέτρων τους, κα.). Εξετάζεται η χρήση διαφόρων σεναρίων εισόδων, η προσθήκη ή μη της τυπικής ομάδας φορτίου, η εφαρμογή της τεχνικής συμπίεσης της βασικής ανάλυσης συνιστωσών, ο σχηματισμός ξεχωριστών τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανά ώρα, ενώ μελετάται η επίδραση του πλήθους των ετών στο σύνολο εκπαίδευσης και του ποσοστού των στοιχείων αξιολόγησης επί των συνολικών διαθέσιμων στοιχείων, ο απαιτούμενος υπολογιστικός χρόνος και το πρόβλημα των αργιών. Από την αντίστοιχη εφαρμογή για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα για το επόμενο εικοσιτετράωρο με βήμα μίας ώρας για το σύνολο των ημερών του έτους 2000 προκύπτουν ότι:

⇒ τα καλύτερα αποτελέσματα πραγματοποιούνται είτε με το βασικό αλγόριθμο χρησιμοποιώντας απλούς ή προσαρμοστικούς κανόνες των όρων ορμής και του ρυθμού μάθησης με ανά πρότυπο παρουσίαση, είτε με τη μέθοδο της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, με κατάλληλη ρύθμιση των παραμέτρων τους,

⇒ οι βέλτιστες είσοδοι του Τ.Ν.Δ. είναι τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτετραώρων, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης της προηγούμενης μέρας και της υπό πρόβλεψη μέρας, οι αντίστοιχες διαφορές των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών και τα τετράγωνα των αποκλίσεων των μεγίστων ημερήσιων θερμοκρασιών από την περιοχή των θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης, το είδος της ημέρας της εβδομάδας με επτά δυαδικές μεταβλητές και η εποχικότητα της ημέρας του έτους εκφρασμένη μέσω περιοδικών συναρτήσεων (κεφ.3, [9]),

⇒ εναλλακτικά ως είσοδοι των Τ.Ν.Δ. (με ισοδύναμα ή βελτιωμένα αποτελέσματα) μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας οι αντίστοιχες τρίωρες θερμοκρασίες Αθήνας και Θεσσαλονίκης αντί των μεγίστων τιμών, διαφορών και τετραγώνων των αποκλίσεων, ενώ η περιοδικότητα του είδους της ημέρας της εβδομάδας μπορεί να εκφραστεί μέσω μίας ημιτονοειδούς και μίας συνημιτονοειδούς συνάρτησης αντί της δυαδικής κωδικοποίησης,

⇒ η χρήση ομάδων φορτίου ή τεχνικών συμπίεσης δεδομένων (όπως της βασικής ανάλυσης συνιστωσών) χειροτερεύει τα αποτελέσματα για τις ομαλές ημέρες,

⇒ οι έξοδοι του Τ.Ν.Δ. μπορούν να είναι είτε εικοσιτέσσερις, είτε μία κατασκευάζοντας ένα Τ.Ν.Δ. για κάθε ώρα επιτυγχάνοντας συνολικά σημαντικά λιγότερο υπολογιστικά χρόνο,

⇒ ως προς τις παραμέτρους των Τ.Ν.Δ. δεν προσδιορίζονται μονοσήμαντες τιμές, αλλά εξαρτώνται σημαντικά από το πλήθος των εισόδων και των εξόδων του Τ.Ν.Δ. και τον αλγόριθμο εκπαίδευσης, μόνο ως προς τις συναρτήσεις ενεργοποίησης κυριαρχεί η υπερβολική εφαπτομένη χωρίς τη χρήση σταθερού όρου,

⇒ τα βέλτιστα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (MAPE) ως προς τις ομαλές ημέρες είναι 1,50% και 1,72% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα,

⇒ είναι αναγκαία η ξεχωριστή αντιμετώπιση των αργιών είτε με την τεχνική του Κιαρτζή (κεφ. 3, [9]), είτε με τη χρήση Τ.Ν.Δ. και ομαδοποίησης (ξεχωριστή κατασκευή ανά ομάδα), η οποία δίνει καλύτερα αποτελέσματα (3,5% και 4,5% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα),

⇒ η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης της καμπύλης πρόβλεψης σε συνδυασμό με κατάλληλους πολλαπλασιαστικούς παράγοντες (όπως είναι ο λόγος του σφάλματος ισχύος του συνόλου ελέγχου προς τον αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης με βάση τη δοκιμή πρόβλεψης φορτίου του προηγούμενου έτους), ώστε το εύρος του διαστήματος εμπιστοσύνης του συνόλου αξιολόγησης να προσεγγίζει το αντίστοιχο του συνόλου ελέγχου,

⇒ το σύνολο των ετών εκπαίδευσης δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου με χρήση των τριών τελευταίων χρόνων,

⇒ το ποσοστό των στοιχείων αξιολόγησης επί των συνολικών διαθέσιμων στοιχείων πρέπει να κυμαίνεται στο 10%,

⇒ η χρήση του συνόλου αξιολόγησης περιορίζει τον κίνδυνο της υπερεκπαίδευσης σημαντικά,

⇒ η μέθοδος της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης δίνει συνολικά το μικρότερο δυνατό υπολογιστικό χρόνο (αν συμπεριληφθεί και η διαδικασία βελτιστοποίησης των παραμέτρων της).

4. *την ανάπτυξη νέας μεθοδολογίας βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μεγάλων καταναλωτών για το ελληνικό ηλεκτρικό σύστημα.* Αναπτύσσεται η δομή της μεθοδολογίας επιλύνοντας συστηματικά το πρόβλημα της συσχέτισης θερμοκρασίας-φορτίου ανά καταναλωτή και πραγματοποιώντας την πρόβλεψη είτε με χρήση πολυπεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων (με το σύνολο των φορτίων ή ανά τυπική ομάδα, με εφαρμογή των προαναφερθέντων αλγορίθμων εκπαίδευσης), είτε με απευθείας εφαρμογή μόνο της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών λόγω των ελάχιστων διαθέσιμων δεδομένων. Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας για το επόμενο εικοσιτετράωρο για ένα βιομηχανικό καταναλωτή προκύπτουν ότι:

   ⇒ η συσχέτιση θερμοκρασίας-φορτίου επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από το είδος της τυπικής ημέρας φορτίου του καταναλωτή,

   ⇒ το μικρό πλήθος δεδομένων φορτίων που δίνονται ανά καταναλωτή δεν επιτρέπουν την εξαγωγή ασφαλών αποτελεσμάτων για τις πιο κατάλληλες μεθόδους πρόβλεψης όσον αφορά τα Τ.Ν.Δ., εκτός του ότι είναι αναγκαία η χρήση της τυπικής ομάδας φορτίου στις εισόδους και της τεχνικής συμπίεσης δεδομένων βασικής ανάλυσης συνιστωσών, για να επιτευχθεί μείωση του MAPE περίπου στο μισό (από 24% στο 12,6%) για το σύνολο των ομάδων,

   ⇒ ικανοποιητικά αποτελέσματα δίνει η άμεση χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων με την προϋπόθεση της γνώσης της ομάδας φορτίου της υπό πρόβλεψη ημέρας με σφάλματα συνόλου ελέγχου 12,3% και 8,5% για το σύνολο των ημερών και για τις ημέρες της πολυπληθέστερης ομάδας φορτίου αντίστοιχα,

   ⇒ στα υψηλά σφάλματα συμβάλλει καθοριστικά ότι η πρόβλεψη γίνεται ανά 15-λέπτο.

   Από την αντίστοιχη εφαρμογή για τους 94 πελάτες μέσης τάσης προκύπτει ότι οι περισσότεροι παρουσιάζουν μία μέτρια εξάρτηση με τη θερμοκρασία, ενώ τα μέσα απόλυτα σφάλματα που επιτεύχθηκαν κυμαίνονται μεταξύ του 4% και 20% για το σύνολο αξιολόγησης και 6% με 22% για το σύνολο ελέγχου.

5. *την ανάπτυξη νέων αλγορίθμων μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα και ανά χρήση ενέργειας καταναλωτών.* Ο πρώτος αλγόριθμος είναι μία μη γραμμική παλινδρόμηση πολλών μεταβλητών που πραγματοποιεί μία εκτεταμένη έρευνα, προκειμένου να επιλέξει τις κατάλληλες συναρτήσεις μετασχηματισμού των μεταβλητών εισόδου, των συντελεστών βάρους και των περιόδων εκπαίδευσης λαμβάνοντας υπόψη την ανάλυση συσχετίσεων των μεταβλητών εισόδων. Ο δεύτερος αλγόριθμος είναι ένα προσαρμοστικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο μετασχηματίζει κατάλληλα τις μεταβλητές εισόδου σε διαφορές ή σχετικές διαφορές, προκειμένου να προβλέψει τιμές εκτός του συνόλου εκπαίδευσης. Οι παράμετροι των Τ.Ν.Δ., (όπως οι τελικά χρησιμοποιούμενες είσοδοι, ο αριθμός των νευρώνων κα.), επιλέγονται συγχρόνως μέσω κατάλληλης διαδικασίας βελτιστοποίησης. Οι δύο αλγόριθμοι εφαρμόζονται για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα και τις διάφορες χρήσεις της ηλεκτρικής ενέργειας σε ετήσια και μηνιαία κλίμακα (ξεχωριστό μοντέλο ανά μήνα) χρησιμοποιώντας ως εισόδους στοιχεία, όπως είναι το ακαθάριστο εθνικό προϊόν, οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες Αθήνας και Θεσσαλονίκης, το πλήθος των πελατών, οι ετήσιες καταναλώσεις προηγούμενων ετών, οι αντίστοιχες τιμές κόστους ανά kWh, οι στατιστικοί δείκτες χημικών προϊόντων, βασικών μετάλλων, κα. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με των κλασικών μεθόδων. Με βάση τα μοντέλα που σχηματίζονται και τις αντίστοιχες εκτιμήσεις συμπεραίνονται ότι:

   ⇒ μειονέκτημα του προσαρμοστικού Τ.Ν.Δ. έναντι των κλασικών μοντέλων και του υβριδικού είναι η έλλειψη υπολογισμού τυπικής απόκλισης, καθώς το μικρό πλήθος δεδομένων δεν επιτρέπει την εφαρμογή της επαναδειγματοληψίας παρά μόνο μία εκτίμηση με βάση τα στοιχεία του συνόλου αξιολόγησης,

   ⇒ για την ενέργεια του συστήματος ως είσοδοι του υβριδικού αλγορίθμου απαιτούνται ο αύξων αριθμός του έτους, οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες της Αθήνας, οι στατιστικοί δείκτες μεταποιήσεως και χαρτιού-προϊόντων χαρτιού, ενώ για το προσαρμοστικό Τ.Ν.Δ. οι είσοδοι είναι οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες Αθηνών, οι μεταβολές του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος, των στατιστικών δεικτών μεταποιήσεως, κατασκευής τελικών προϊόντων από μέταλλο, χαρτιού-προϊόντων χαρτιού και διαρκών μη καταναλωτικών αγαθών,

⇒ ως προς την ετήσια πρόβλεψη της ενέργειας του συστήματος για τα επόμενα 3 έτη επιτυγχάνονται πρακτικά ισοδύναμα σφάλματα (λαμβάνοντας το MAPE τιμές της τάξης του 0,7%), βελτιωμένα κατά 20% έναντι της καλύτερης κλασικής μεθόδου,

⇒ για την ενέργεια ανά είδος χρήσης σε ετήσια κλίμακα για τα επόμενα 3 έτη το υβριδικό μοντέλο παλινδρόμησης δίνει καλύτερα αποτελέσματα στις περιπτώσεις της βιομηχανίας χαμηλής τάσης και του φωτισμού οδών (με MAPE ίσο με 1,07% και 1,03% αντίστοιχα), το προσαρμοστικό Τ.Ν.Δ. στις περιπτώσεις της οικιακής και της εμπορικής χρήσης χαμηλής τάσης, βιομηχανικής και εμπορικής μέσης τάσης (με MAPE 1,48%, 1,06%, 0,31% και 2,68% αντίστοιχα), αν και σε κάθε περίπτωση το προσαρμοστικό Τ.Ν.Δ. δίνει μικρότερα ή το πολύ ίσα σφάλματα με τα βέλτιστα κλασικά μοντέλα,

⇒ οι αντίστοιχες εναπομένουσες μεταβλητές εισόδου διαφέρουν ανά μοντέλο πρόβλεψης χρήσης ενέργειας,

⇒ για την ενέργεια του συστήματος σε μηνιαία κλίμακα για τα επόμενα 2 έτη δεν επιτυγχάνονται ίδιες αποδόσεις με τους αναπτυχθέντες αλγορίθμους λόγω της έλλειψης δεδομένων για τους στατιστικούς δείκτες.

6. *την ανάπτυξη νέας μεθοδολογίας μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης τυπικών χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα.* Στηρίζεται στη μεθοδολογία κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου των εποχών χειμώνα (Οκτώβριος-Μάρτιος) και καλοκαιριού (Απρίλιος-Σεπτέμβριος) των προηγούμενων ετών δίνοντας έμφαση στο κριτήριο καταλληλότητας του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων. Η εκτίμηση των υπό πρόβλεψη τυπικών χρονολογικών καμπύλων βασίζεται στη μεθοδολογία της μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης, όπου για κάθε ώρα κάθε τυπικής ημέρας σχηματίζεται ένα ξεχωριστό μοντέλο με αρχικές εισόδους το τρέχον έτος και το αντίστοιχο φορτίο του προηγούμενου έτους. Από την εφαρμογή του αλγορίθμου για το έτος 2000 με δεδομένα τα έτη 1985-99 προκύπτουν ότι:

⇒ η ακρίβεια πρόβλεψης των τυπικών καμπυλών ζήτησης φορτίου κυμαίνονται από 2,2% ως 7,0% κατά τη χειμωνιάτικη περίοδο και από 1,2% ως 7,5% κατά την καλοκαιρινή, ενώ για το σύνολο αξιολόγησης-εκπαίδευσης κυμαίνονται από 2,0% ως 3,3% και από 1,7% ως 3,1% αντίστοιχα,

⇒ τα μεγαλύτερα σφάλματα καταγράφονται στις πιο ολιγομελείς τυπικές ομάδες (που περιέχουν αργίες, Σάββατα και Κυριακές) και οφείλονται κυρίως στη μεταβολή της συμπεριφοράς του συστήματος με την πάροδο των ετών,

⇒ η ακρίβεια της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης των αργιών είναι ικανοποιητική (ως 7,5%),

⇒ περιγράφει το έτος με ένα σύνολο μόλις 20 τυπικών ημερών έναντι των 52 ημερών του κεφ. 5 [9].

7. *την ανάπτυξη νέας μεθοδολογίας μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης καμπύλης διάρκειας φορτίου του επόμενου έτους ανά εποχή για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα.* Στηρίζεται στις εκτιμούμενες τυπικές χρονολογικές καμπύλες φορτίου του επόμενου έτους και στη στατιστική κατανομή των τυπικών ομάδων φορτίου στο σύνολο των ετών εκπαίδευσης ανά εποχή, χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το είδος της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας). Από την εφαρμογή της για το έτος 2000 προκύπτουν ότι:

⇒ για το καλοκαίρι το MAPE είναι ίσο με 1,01% και 1,45% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα (έχοντας το καλοκαίρι του 1993 ως έναρξη της εκπαίδευσης και του 1999 ως λήξη για την εύρεση της στατιστικής κατανομής),

⇒ με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών του καλοκαιριού το MAPE είναι 0,64% και 1,55% για τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες καμπύλες αντίστοιχα,

⇒ για το χειμώνα του 2000-01 το MAPE είναι ίσο με 1,83% και 1,90% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα (έχοντας ως εποχή έναρξης της εκπαίδευσης τον χειμώνα 1986-87 και λήξης το 1999-00 για την εύρεση της στατιστικής κατανομής),

⇒ με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών το MAPE είναι 0,52% και 1,54% για τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες καμπύλες αντίστοιχα.

8. *την ανάπτυξη νέων μεθοδολογιών μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης χρονολογικής καμπύλης φορτίου ανά εποχή του επόμενου έτους για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα.* Η πρώτη βασίζεται μόνο στο είδος των τυπικών ημερών των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών από το οποίο γίνεται η εκτίμηση της τυπικής ομάδας φορτίου της ημέρας υπό πρόβλεψη και με χρήση της

αντίστοιχης εκτιμούμενης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου γίνεται η τελική πρόβλεψη. Η δεύτερη βασίζεται στην επίδραση των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης για την επιλογή των τυπικών ομάδων φορτίου με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής. Οι κατηγοριοποιήσεις των χρονολογικών καμπυλών φορτίου ανά εποχή των παρελθόντων ετών και των αντίστοιχων καμπυλών θερμοκρασίας αντιστοιχούν στη διαδικασία της ασαφοποίησης. Κατά το σχηματισμό ασαφών κανόνων για κάθε ημέρα των ετών εκπαίδευσης συνδυάζονται ως είσοδοι το είδος της ημέρας της εβδομάδας (ή της αργίας) και οι τυπικές θερμοκρασιακές ομάδες της τρέχουσας ημέρας ως και των δύο προηγούμενών της ημερών, ενώ έξοδος είναι η τυπική ομάδα φορτίου της αντίστοιχης ημέρας. Ως προς την επιλογή του κατάλληλου συνδυασμού εισόδων των ασαφών κανόνων και του εύρους του συνόλου εκπαίδευσης πραγματοποιείται η διαδικασία πρόβλεψης για το τελευταίο έτος εκπαίδευσης με δεδομένα τα προηγούμενα χρόνια. Από τα αντίστοιχα καλύτερα αποτελέσματα διαμορφώνεται το τελικό μοντέλο πρόβλεψης. Η μετάβαση από την ομάδα φορτίου στην αντίστοιχη εκτιμούμενη καμπύλη ζήτησης φορτίου (διαμέσου της μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης) ισοδυναμεί με τη διαδικασία της αποσαφοποίησης. Από την εφαρμογή τους για το έτος 2000 ανά εποχή προκύπτουν ότι:

⇒ η μεθοδολογία που βασίζεται στην ασαφή λογική έχει ένα βασικό μειονέκτημα έναντι της πρώτης, καθώς απαιτεί τη γνώση των αντίστοιχων τυπικών ομάδων θερμοκρασιών της χρονικής περιόδου υπό πρόβλεψη,

⇒ για το καλοκαίρι υπολογίζεται ότι το MAPE για την πρώτη μεθοδολογία είναι ίσο με 8,76% και 8,52% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα (έχοντας το καλοκαίρι του 1992 ως έναρξη της εκπαίδευσης και του 1999 ως λήξη), για τη δεύτερη μεθοδολογία είναι ίσο με 5,77% και 6,16% αντίστοιχα (έχοντας το καλοκαίρι του 1995 ως έναρξη της εκπαίδευσης και του 1999 ως λήξη και με εισόδους στους κανόνες ασαφούς λογικής το είδος της ημέρας της εβδομάδας ή της αργίας και την αντίστοιχη θερμοκρασιακή ομάδα της Θεσσαλονίκης της τρέχουσας ημέρας),

⇒ με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών του καλοκαιριού 2000 το MAPE είναι 3,30% και 4,48% για τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες καμπύλες αντίστοιχα,

⇒ για το χειμώνα του 2000-01 υπολογίζεται ότι το MAPE για την πρώτη μεθοδολογία είναι ίσο με 7,68% και 8,15% με χρήση των πραγματικών και των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου αντίστοιχα (έχοντας ως χειμώνα έναρξης της εκπαίδευσης το 1984(85) και λήξης το 1999(2000)), για τη δεύτερη είναι ίσο με 4,69% και 6,31% αντίστοιχα (έχοντας χειμώνα έναρξης το 1997(98) και λήξης το 1999(2000) και με εισόδους στους κανόνες ασαφούς λογικής το είδος της ημέρας της εβδομάδας, την αντίστοιχη θερμοκρασιακή ομάδα της Θεσσαλονίκης της τρέχουσας και της προηγούμενης ημέρας),

⇒ με πλήρως γνωστή την κατανομή του πλήθους των τυπικών ημερών του χειμώνα του 2000-01 το MAPE είναι 2,84% και 5,62% για τις πραγματικές και τις εκτιμούμενες καμπύλες αντίστοιχα.

9. *τη διαμόρφωση των αρχών της νέας μεθοδολογίας της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου ενός καταναλωτή για το επόμενο έτος*. Βασίζεται στη χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών φορτίου με ή χωρίς την αξιοποίηση των αντίστοιχων θερμοκρασιακών ημερών της περιοχής στην οποία βρίσκεται ο καταναλωτής. Στην περίπτωση σταθερής συμπεριφοράς ως προς τη ζήτηση φορτίου από την πλευρά του καταναλωτή χρησιμοποιούνται άμεσα οι τυπικές καμπύλες παρελθόντων ετών. Αν όμως μεταβάλλεται η αντίστοιχη συμπεριφορά, προτείνεται η εφαρμογή μοντέλων τελικής χρήσης. Λόγω έλλειψης δεδομένων (λιγότερα του ενός έτους) είναι δυνατός μόνο ο προσδιορισμός του κάτω ορίου σφάλματος πρόβλεψης με βάση τις πραγματικές τυπικές καμπύλες και με πλήρως γνωστή την κατανομή των τυπικών ημερών φορτίου. Από την αντίστοιχη εφαρμογή σε ένα βιομηχανικό καταναλωτή προκύπτει ότι το MAPE δεν μειώνεται πιο κάτω από 10,35% για το σύνολο των ομάδων και από 5,69% για την πολυπληθέστερη ομάδα.

6.2. Συνεισφορά της Διατριβής

Η συνεισφορά της διατριβής εντοπίζονται στα ακόλουθα σημεία:

1. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης καταναλωτών δύο επιπέδων*:
   - στη διαμόρφωση των τυπικών ομάδων καταναλωτών και των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών φορτίου,

- στο σχηματισμό των τυπικών ημερήσιων καμπυλών κάθε καταναλωτή (πρώτο στάδιο),
- στην επιλογή της αντιπροσωπευτικής καμπύλης φορτίου του καταναλωτή (όπως της πολυπληθέστερης), με την οποία αποφεύγεται ο εκ των προτέρων ορισμός της τυπικής ημέρας, είτε μέσω μίας χαρακτηριστικής ημέρας του συστήματος (π.χ. ημέρα αιχμής), είτε μέσω μίας μέσης καμπύλης μίας ορισμένης χρονικής περιόδου, όπως συμβαίνει με τις προηγούμενες μεθοδολογίες,
- στην κατάλληλη τροποποίηση των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων, όπως της κ-μέσων και της ασαφούς λογικής προς αντιμετώπιση του συγκεκριμένου προβλήματος,
- στη ρύθμιση των παραμέτρων των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων σε κάθε επίπεδο, όπως του ρυθμού εκπαίδευσης του διανυσματικού κβαντιστή,
- στην αναλυτική σύγκριση της απόδοσης των μεθόδων αναγνώρισης προτύπων ανά επίπεδο με καθένα από τους έξι δείκτες καταλληλότητας και
- στη χρησιμοποίηση του λόγου του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων κάθε διανύσματος εισόδου από το κέντρο της ομάδας που ανήκει προς τη διασπορά μεταξύ των κέντρων των ομάδων του ως μέτρο αξιολόγησης της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης καταναλωτών.

2. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*:
   - όμοια συνεισφορά με εκείνη που αναφέρθηκε στην κατηγοριοποίηση καταναλωτών (ρύθμιση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων, βελτιστοποίηση παραμέτρων, σύγκριση μεθόδων ανά δείκτη καταλληλότητας κτλ.),
   - στην περίπτωση της ζήτησης φορτίου συστήματος επιτυγχάνεται η αντιπροσώπευση της εκάστοτε εξεταζόμενης περιόδου με μικρό αριθμό τυπικών καμπυλών και η δυνατότητα μελέτης της αντίστοιχης χρονικής τους εξέλιξης,
   - στην περίπτωση των θερμοκρασιών προκύπτει ένας εναλλακτικός τρόπος τυποποίησης των θερμοκρασιών, συμπίεσης δεδομένων και εύρεσης της κατανομής των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών διαχρονικά.
3. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος*:
   - στη χρήση διαφορετικών αλγορίθμων εκπαίδευσης πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων, η βελτιστοποίηση των παραμέτρων τους και η σύγκρισή τους για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα,
   - στην τροποποίηση των εισόδων των Τ.Ν.Δ. προς βελτίωση της απόδοσής του, που επιτυγχάνεται με απευθείας χρήση μη τροποποιημένων θερμοκρασιών, κωδικοποίηση του είδους της ημέρας με ημιτονοειδείς συναρτήσεις, εκπαίδευση του Τ.Ν.Δ. ανά ώρα, όχι όμως με τη συμπίεση δεδομένων και τη γενική χρήση τυπικών ομάδων,
   - στον προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης της αντίστοιχης πρόβλεψης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας,
   - στην εναλλακτική πρόβλεψη των αργιών με χρήση μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης και σχηματισμού τυπικών ομάδων φορτίου σε συνδυασμό με τα Τ.Ν.Δ. (αντί του μετασχηματισμού του κεφ. 3 [9]).
4. *Μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μεγάλων καταναλωτών*:
   - στην αντιμετώπιση του προβλήματος της συσχέτισης θερμοκρασίας – φορτίου,
   - στην πρόβλεψη με την εφαρμογή εναλλακτικών βασικών μεθόδων (Τ.Ν.Δ. ανά 15-λεπτό, με ή χωρίς συμπίεση δεδομένων, με ή χωρίς τη χρήση τυπικών ομάδων, και μεθόδων κατηγοριοποίησης).
5. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών* αναπτύσσοντας τους ακόλουθους αλγορίθμους:
   - ένα *μη γραμμικό πολυμεταβλητό αλγόριθμο παλινδρόμησης*, με βάρη και συνεχείς, παραγωγίσιμες, μη γραμμικές συναρτήσεις που εφαρμόζονται στις εισόδους του, ο οποίος βελτιστοποιείται ως προς τις παραμέτρους του (είσοδοι, συναρτήσεις, βάρη) και τα χρονικά διαστήματα εκπαίδευσής του,
   - ένα *προσαρμοστικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο*, με κατάλληλους κανόνες ως προς τον όρο ορμής και τον ρυθμό μάθησης, με εκπαίδευση ανά πρότυπο και με χρήση μετασχηματισμού σε εκείνες από τις μεταβλητές που παρουσιάζουν διαρκώς εκτεινόμενο σύνολο τιμών.
6. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου συστήματος* αναπτύσσοντας τις ακόλουθες νέες μεθοδολογίες:

- *εύρεσης τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου του επόμενου έτους* με χρήση της μεθοδολογίας κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου παρελθόντων ετών και του αλγορίθμου μη γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης,
- *εύρεσης καμπύλης διάρκειας φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος* με χρήση στατιστικής κατανομής πλήθους ημερών ανά τυπική ομάδα κάθε εποχής και εκτιμούμενων αντίστοιχων τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών,
- *εύρεσης χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου ανά εποχή για το επόμενο έτος* με χρήση είτε μόνο του είδους των τυπικών καμπυλών φορτίου των αντίστοιχων ημερολογιακών ημερών και των αργιών των παρελθόντων ετών, είτε των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών Αθήνας και Θεσσαλονίκης και του είδους της ημέρας της εβδομάδας στην επιλογή των εκτιμούμενων τυπικών καμπυλών φορτίου με τη βοήθεια ασαφούς λογικής.

7. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου καταναλωτών* αναπτύσσοντας τις αρχές μίας νέας μεθοδολογίας με βάση τη μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου κάθε καταναλωτή και προσδιορίζοντας το κάτω όριο του σφάλματος MAPE με τα υπάρχοντα δεδομένα.

6.3. Χρησιμότητα της Διατριβής

Η χρησιμότητα της διατριβής εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

1. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης καταναλωτών δύο επιπέδων*:

⇒ Από το πρώτο επίπεδο προσδιορίζονται οι τυπικές χρονολογικές καμπύλες ζήτησης φορτίου ενός μεμονωμένου πελάτη, οι οποίες βρίσκουν εφαρμογή:

- στην επιλογή τιμολογίου από πλευράς υπεύθυνου μηχανικού του καταναλωτή ή στην εύρεση προτεινόμενου τιμολογίου από την πλευρά του προμηθευτή ενέργειας,
- στην εκκαθάριση λογαριασμού πελάτη στην περίπτωση αγοράς ενέργειας και ισχύος από περισσότερους από έναν προμηθευτές,
- στη βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου πελάτη, το οποίο ενδιαφέρει τόσο τον ίδιο, όσο και τους προμηθευτές του,
- στις τεχνικοοικονομικές μελέτες από πλευράς πελάτη για την υλοποίηση προγραμμάτων ενεργειακής αποδοτικότητας.

⇒ Με το δεύτερο επίπεδο πραγματοποιούνται:

- η διαμόρφωση τιμολογίων ομάδας πελατών από πλευράς προμηθευτή,
- η διαμόρφωση τιμολογίων βοηθητικών υπηρεσιών από πλευράς διαχειριστή δικτύου ή συστήματος, όσον αφορά την κατανάλωση άεργων,
- η βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου ομάδας καταναλωτών είτε από πλευράς προμηθευτή, είτε από πλευράς διαχειριστή δικτύου, συστήματος ή ρυθμιστικής αρχής ενέργειας,
- η τεχνικοοικονομική μελέτη προγραμμάτων ενεργειακής αποδοτικότητας από πλευράς προμηθευτή, διαχειριστή δικτύου ή συστήματος, και η διαμόρφωση μηχανισμών ενεργειακής αποδοτικότητας από πλευράς της ρυθμιστικής αρχής ενέργειας ή άλλου φορέα της πολιτείας.

2. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων,* με εφαρμογή στις καμπύλες ζήτησης φορτίου και θερμοκρασιών, των οποίων τα αποτελέσματα είναι αναγκαία στους αλγορίθμους της μεσοπρόθεσμης και βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου.
3. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος* βρίσκοντας εφαρμογή:
   - στη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων παραγωγής,
   - στη διαμόρφωση της σειράς ένταξης των μονάδων με βάση τα κριτήρια της οικονομικής κατανομής,
   - στη βραχυπρόθεσμη υδροθερμική συνεργασία,
   - στον προσδιορισμό των ανταλλαγών ισχύος με άλλα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας,
   - στην εκτίμηση του οριακού κόστους λειτουργίας του συστήματος για την περίοδο πρόβλεψης,
   - στην εκτέλεση προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου, όπως εφαρμογή τιμολογίων διακοπτόμενου φορτίου.
4. *Μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μεγάλων καταναλωτών* βρίσκοντας εφαρμογή:

- στη συμμετοχή του καταναλωτή στη διαμόρφωση του φορτίου μέσω προσφοράς μείωσης της ζήτησής του (demand side bidding), εφόσον επιτραπεί με την απελευθέρωση της αγοράς ενέργειας,
- στην εκτέλεση προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου, όπως μετατόπισης φορτίου.

5. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών* αντιμετωπίζοντας προβλήματα σχεδιασμού αγοράς καυσίμων και εκτίμησης των αναγκαίων υδάτινων πόρων σε ετήσια και μηναία κλίμακα.
6. *Μεθοδολογίες μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου συστήματος* βρίσκοντας εφαρμογή:
   - στον προγραμματισμό της συντήρησης των μονάδων παραγωγής, της συντήρησης ή βελτίωσης των δικτύων μεταφοράς και διανομής με βάση την εκτιμούμενη χρονολογική καμπύλη ζήτησης φορτίου,
   - στον υπολογισμό του ετήσιου πιθανοτικού κόστους παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, της αναμενόμενης απώλειας φορτίου και ενέργειας με βάση την εκτιμούμενη καμπύλη διάρκειας φορτίου,
   - στην αξιοποίηση των διαθέσιμων υδάτινων πόρων στις καταλληλότερες χρονικές περιόδους του έτους (μεσοπρόθεσμη υδροθερμική συνεργασία),
   - στην τεχνικοοικονομική μελέτη μέτρων ενεργειακής αποδοτικότητας και διαχείρισης φορτίου.

6.4. Περιοχές για Περαιτέρω Έρευνα

Με βάση τα αποτελέσματα της διατριβής καταγράφονται οι ακόλουθες περιοχές για περαιτέρω έρευνα:

1. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης καταναλωτών δύο επιπέδων*:
   - η εφαρμογή της στις καμπύλες άεργου ζήτησης των καταναλωτών, με στόχο τη διευκόλυνση της τιμολόγησης των αντίστοιχων βοηθητικών υπηρεσιών,
   - η προσθήκη ενός βήματος προεπεξεργασίας των στοιχείων φορτίου που περιλαμβάνει τη συμπίεσή τους με αντίστοιχες τεχνικές, όπως της ανάλυσης βασικών συνιστωσών, προς μείωση της διάστασης των διανυσμάτων εισόδου, για να επιτευχθούν μεγαλύτερες ταχύτητες σύγκλισης,
   - η εισαγωγή άλλων τεχνικών κατηγοριοποίησης, όπως με το μετασχηματισμό πακέτου κυματομορφών, της τεχνικής «ακολουθώντας τον αρχηγό» (“follow the leader”) κα..
2. *Νέα μεθοδολογία κατηγοριοποίησης των χρονολογικών καμπυλών με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων*:
   - στην περίπτωση της ζήτησης φορτίου η εφαρμογή στις αντίστοιχες καμπύλες άεργου ζήτησης ή / και σε περιπτώσεις απομονωμένων συστημάτων (όπως της Κρήτης κα.), η εφαρμογή ανά ημέρα της εβδομάδας και η μελέτη της αντίστοιχης διαχρονικής εξέλιξής τους,
   - στην περίπτωση των θερμοκρασιών η χρονική επέκταση της εφαρμογής σε μεγαλύτερη διάρκεια από 15 έτη, με σκοπό την ανάπτυξη ενός μοντέλου μακροπρόθεσμης πρόβλεψης θερμοκρασιακών ημερών και της αντίστοιχης κατανομής εντός ενός έτους.
3. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου συστήματος*:
   - η χρήση άλλων τεχνικών νευρωνικών δικτύων, όπως με ανατροφοδότηση, ακτινωτά, κα.,
   - η εύρεση της επίδρασης της αβεβαιότητας της θερμοκρασίας,
   - η αυτοματοποίηση της επιλογής εισόδων των Τ.Ν.Δ. με χρήση γενετικών αλγορίθμων,
   - η επέκταση αλγορίθμων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για τις περιπτώσεις χρηματιστηρίου ηλεκτρικής ενέργειας και πλειοδοτικού διαγωνισμού ζήτησης φορτίου,
   - η ανάπτυξη αντίστοιχων αλγορίθμων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης οριακού κόστους.
4. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου καταναλωτών*:
   - η σύγκριση της απόδοσης των αλγορίθμων εκπαίδευσης Τ.Ν.Δ. τόσο ως προς τον κάθε καταναλωτή, όσο και ως προς το σύνολό τους (αν υπάρχει κάποιος αλγόριθμος που κυριαρχεί έναντι των υπολοίπων),
   - η διερεύνηση της συμπεριφοράς των μελών κάθε κατηγορίας καταναλωτών ως προς τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (παραπλήσια σφάλματα, μεταβολές στη ζήτηση φορτίου κτλ.).
5. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών*:
   - η τροποποίηση των τμημάτων μείωσης μεγέθους διανυσμάτων των δύο αλγορίθμων χρησιμοποιώντας τεχνικές συμπίεσης δεδομένων αντί τους συντελεστές συσχέτισης,
   - η εφαρμογή άλλων τεχνικών πρόβλεψης (άλλων μοντέλων Τ.Ν.Δ., ασαφούς λογικής).

6. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος* μπορούν να μελετηθούν τα εξής:
   - η χρήση μοντέλων Τ.Ν.Δ. και ασαφούς λογικής για την πρόβλεψη των τυπικών ημερήσιων χρονολογικών καμπυλών ζήτησης φορτίου με παράλληλη προσθήκη και άλλων εισόδων (θερμοημερών κτλ.),
   - η διερεύνηση εναλλακτικών τρόπων εκτίμησης της χρονολογικής καμπύλης ζήτησης φορτίου, όπως με πρόβλεψη των τυπικών θερμοκρασιακών ημερών, με χρήση άλλων εισόδων ή / και διαφορετικούς συνδυασμούς εισόδων στους κανόνες ασαφούς λογικής.

Επίσης στο μέλλον θα τεθούν προβλήματα που σχετίζονται με έναν διαφορετικό τρόπο αντιμετώπισης της πρόβλεψης (από τους καταναλωτές προς το σύστημα), όπως:

- η κατασκευή του συνολικού φορτίου από επιμέρους τυπικούς καταναλωτές, των οποίων έχει προσδιοριστεί η αντίστοιχη χρονολογική καμπύλη φορτίου, ή από μοντέλα τελικής χρήσης,
- η εύρεση τυπικών καμπυλών καταναλωτών, χωρίς τη χρήση άμεσης καταγραφής των ιδίων, αλλά με μετρήσεις φορτίου σε επιλεγμένα σημεία του δικτύου με ή χωρίς δεδομένο τον αντίστοιχο πληθυσμό ανά κατηγορία καταναλωτών (η πρώτη περίπτωση αντιμετωπίζεται με γραμμικό προγραμματισμό, η δεύτερη με μη γραμμικό προγραμματισμό ή γενετικούς αλγορίθμους),
- οι επιπτώσεις της ενεργού συμμετοχής μεγάλων πελατών στη διαμόρφωση του φορτίου μέσω της μείωσης της ζήτησής τους σε συνδυασμό με κατάλληλα τιμολόγια (demand side bidding),
- η επίδραση της διασπαρμένης παραγωγής και της διείσδυσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΖΗΤΗΣΗΣ ΚΑΙ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ - ΦΟΡΤΙΟΥ

Α.1. Αναγκαιότητα Συστηματικής Καταγραφής Δεδομένων

Κατά την εξέταση ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας υπάρχει μία μεγάλη πληθώρα δεδομένων. Μέχρι πρότινος τα διάφορα ζητήματα εξετάζονταν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Αν κάποιος ήθελε να επιλύσει το πρόβλημα της ροής φορτίου για ένα υφιστάμενο δίκτυο, θα έπρεπε να διαμορφώσει τα αντίστοιχα αρχεία εισόδου του εκάστοτε προγράμματος εκτέλεσης. Αντίστοιχα παραπλήσια στοιχεία χρειάζονται για να εκτελεστούν τα προγράμματα ανάπτυξης δικτύου κτλ.. Αυτό είχε ως συνέπεια ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων να επαναλαμβάνονται, ενώ παράλληλα τίθονταν σοβαρά προβλήματα έγκαιρης ενημέρωσης των διαφορετικών αρχείων. Ιδιαίτερα με την απελευθέρωση της αγοράς της ηλεκτρικής ενέργειας και με τον ολοένα αυξανόμενο ανταγωνισμό έπρεπε να βρεθεί τρόπος συστηματικότερης καταγραφής των δεδομένων, για να βελτιωθεί η λειτουργία των αντίστοιχων επιχειρήσεων.

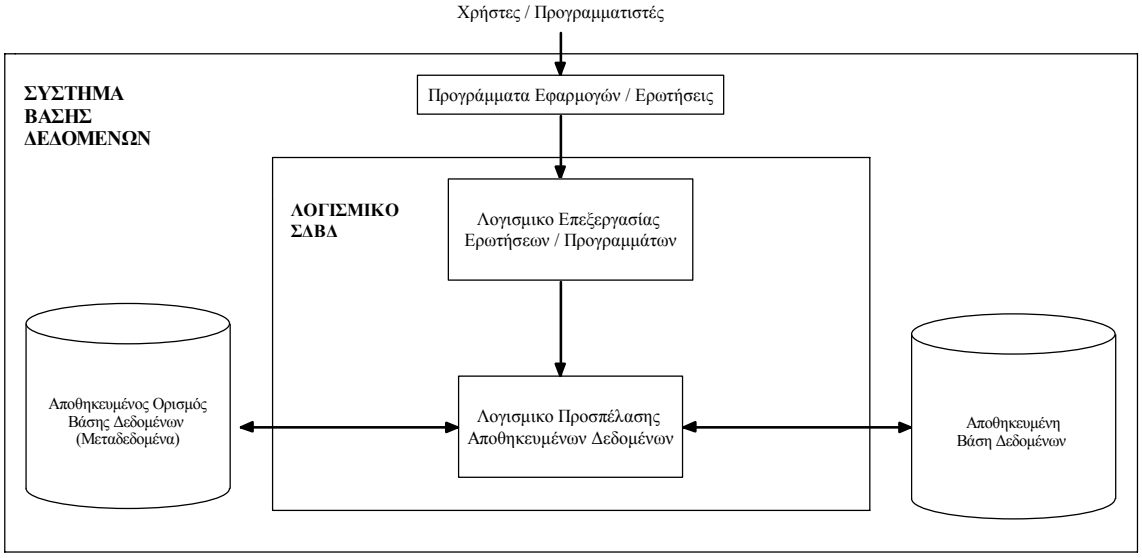
Λύση σε αυτό το πρόβλημα δόθηκε μέσω της επιστήμης της Πληροφορικής και συγκεκριμένα μέσω των βάσεων δεδομένων. Η *βάση δεδομένων* (database) είναι μία συλλογή από σχετιζόμενα δεδομένα, όπου ως δεδομένα εννοούνται τα γνωστά εκείνα γεγονότα που μπορούν να καταγραφούν και έχουν κάποια υπονοούμενη σημασία [1].

Ουσιαστικά ένα σύνολο διαφορετικών χαρακτηριστικών ξεχωρίζουν την προσέγγιση βάσεων δεδομένων από τον παραδοσιακό προγραμματισμό με χρήση αρχείων. Στην κλασική επεξεργασία αρχείων κάθε χρήστης ορίζει και δημιουργεί τα αρχεία που χρειάζεται για μία συγκεκριμένη εφαρμογή. Αντίθετα με τη χρήση των βάσεων δεδομένων διατηρείται ένας και μοναδικός ταμιευτήρας δεδομένων, που ορίζεται μία φορά και στη συνέχεια προσπελάζεται από διάφορους χρήστες.

Α.2. Ανάλυση Εννοιών και Όρων των Βάσεων Δεδομένων

Ένα *σύστημα διαχείρισης βάσεων δεδομένων* (ΣΔΒΔ) (database management system-DBMS) είναι μια συλλογή από προγράμματα που επιτρέπουν στους χρήστες να δημιουργήσουν και να συντηρήσουν μια βάση δεδομένων. Είναι ένα σύστημα λογισμικού γενικής χρήσης που διευκολύνει τις διαδικασίες ορισμού, κατασκευής και χειρισμού βάσεων δεδομένων για διάφορες εφαρμογές. Ο *ορισμός* (definition) μιας βάσης δεδομένων περιλαμβάνει την προδιαγραφή των τύπων, των δομών και των περιορισμών των δεδομένων που θα αποθηκευτούν στη βάση. Η *κατασκευή* (construction) μιας βάσης δεδομένων είναι η διαδικασία αποθήκευσης των ίδιων των δεδομένων σε ένα μέσο αποθήκευσης που ελέγχεται από το ΣΔΒΔ. Ο *χειρισμός* (manipulation) της περιλαμβάνει λειτουργίες, όπως υποβολή ερωτήσεων (queries) προς τη βάση για ανάκτηση συγκεκριμένων δεδομένων, ενημέρωση της βάσης και παραγωγή αναφορών από τα δεδομένα.

Δεν είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθεί γενικής χρήσης λογισμικό ΣΔΒΔ για την υλοποίηση μιας βάσης δεδομένων σε υπολογιστή, αλλά θα μπορούσε να γραφτεί ένα ειδικό σύνολο προγραμμάτων για τη δημιουργία και τη συντήρηση της βάσης δεδομένων, δημιουργώντας στην πραγματικότητα λογισμικό ΣΔΒΔ ειδικού σκοπού. Μια βάση δεδομένων, μαζί με το αντίστοιχο λογισμικό, ονομάζεται *σύστημα βάσης δεδομένων* (database system).



Σχήμα Α.1: Απλουστευμένο περιβάλλον βάσης δεδομένων

Ένα θεμελιώδες χαρακτηριστικό της προσέγγισης βάσεων δεδομένων είναι η αυτό-περιγραφική της φύση. Δηλαδή ένα σύστημα βάσης δεδομένων δεν περιέχει μόνο την ίδια τη βάση, αλλά και τον πλήρη ορισμό ή την περιγραφή αυτής. Αυτός ο ορισμός αποθηκεύεται στον *κατάλογο* (catalog) του συστήματος, ο οποίος περιέχει πληροφορίες, όπως τη δομή κάθε αρχείου, τον τύπο και τη μορφή αποθήκευσης κάθε στοιχειώδους δεδομένου και διάφορους περιορισμούς επί των δεδομένων. Οι πληροφορίες που περιέχονται σε αυτόν τον κατάλογο λέγονται *μετα-δεδομένα* (meta-data) και περιγράφουν τη δομή της κυρίως βάσης. Τα μετα-δεδομένα ή αλλιώς το *σχήμα της βάσης* (database schema) προσδιορίζονται κατά το σχεδιασμό της βάσης δεδομένων και δεν αλλάζει συχνά. Κάθε αντικείμενο του σχήματος λέγεται *δομικό στοιχείο του σχήματος* (schema construct).

Τα δεδομένα που βρίσκονται στη βάση δεδομένων σε μία συγκεκριμένη χρονική στιγμή ονομάζονται *κατάσταση* (state) ή *σύνολο εμφανίσεων* (set of occurrences) ή *σύνολο στιγμιότυπων της βάσης* (set of instances). Σε μία δεδομένη κατάσταση της βάσης κάθε δομικό στοιχείο του σχήματος έχει το δικό του τρέχον σύνολο στιγμιότυπων.

Ο κατάλογος χρησιμοποιείται από το λογισμικό του ΣΔΒΔ και περιστασιακά από τους χρήστες της βάσης δεδομένων που χρειάζονται πληροφορίες για τη δομή της. Το λογισμικό του ΣΔΒΔ δεν γράφεται για κάποια συγκεκριμένη εφαρμογή, επομένως πρέπει να αναφέρεται στον κατάλογο, για να γνωρίζει τη δομή των αρχείων σε μία συγκεκριμένη βάση δεδομένων, δηλαδή πληροφορίες, όπως τον τύπο και τη μορφή των δεδομένων που προσπελαύνει. Το λογισμικό του ΣΔΒΔ πρέπει να εργάζεται εξ' ίσου καλά με οποιοδήποτε αριθμό εφαρμογών βάσεων δεδομένων, εφόσον ο ορισμός τους αποθηκεύεται στον κατάλογο.

Τα προγράμματα προσπέλασης σε ένα ΣΔΒΔ είναι γραμμένα ανεξάρτητα από οποιαδήποτε συγκεκριμένα αρχεία (σε αντίθεση με τα κλασικά αρχεία). Η δομή των αρχείων δεδομένων αποθηκεύεται στον κατάλογο του ΣΔΒΔ ξεχωριστά από τα προγράμματα προσπέλασης. Η ιδιότητα αυτή είναι η *ανεξαρτησία προγραμμάτων-δεδομένων* (program-data independence). Επίσης υπάρχει η *ανεξαρτησία προγραμμάτων-πράξεων* (program-operation independence), όπου τα προγράμματα εφαρμογών των χρηστών μπορούν να επεξεργάζονται τα δεδομένα καλώντας τις πράξεις-εφαρμογές τους με τα ονόματα και τις παραμέτρους τους ανεξάρτητα από το πως αυτές υλοποιούνται. Αυτή είναι μία βασική ιδιότητα των αντικειμενοστρεφών βάσεων δεδομένων. Το χαρακτηριστικό που επιτρέπει ανεξαρτησία προγραμμάτων-δεδομένων και προγραμμάτων-πράξεων λέγεται *αφαίρεση δεδομένων* (data abstraction).

Ένα ΣΔΒΔ δίνει στους χρήστες μια *εννοιολογική αναπαράσταση* (conceptual representation) των δεδομένων που δεν περιλαμβάνει πολλές από τις λεπτομέρειες του τρόπου αποθήκευσης. Πρακτικά ένα *μοντέλο δεδομένων* (data model) είναι ένα είδος αφαίρεσης δεδομένων που χρησιμοποιείται για να παρέχει αυτήν την εννοιολογική αναπαράσταση. Είναι το σύνολο των εννοιών που περιγράφουν τη δομή της βάσης

δεδομένων, δηλαδή τους τύπους των δεδομένων, τις συσχετίσεις και τους περιορισμούς που πρέπει να ισχύουν. Παράλληλα αποκρύπτει λεπτομέρειες αποθήκευσης που δεν ενδιαφέρουν τους περισσότερους χρήστες της ΒΔ.

Επίσης μία βάση δεδομένων έχει πολλούς χρήστες, από τους οποίους ο καθένας μπορεί να απαιτεί και μια διαφορετική προοπτική ή *όψη* (view) της. Η όψη μπορεί να είναι υποσύνολο της βάσης δεδομένων ή να περιέχει εικονικά δεδομένα που παράγονται από τα αρχεία της ΒΔ, αλλά δεν αποθηκεύονται. Ένα ΣΔΒΔ πολλαπλών χρηστών, στο οποίο χρησιμοποιούνται πληθώρα εφαρμογών, πρέπει να παρέχει ευκολίες για τον ορισμό πολλαπλών όψεων. Πέρα από την υποστήριξη πολλαπλών όψεων των δεδομένων ένα ΣΔΒΔ πολλών χρηστών πρέπει να επιτρέπει σε πολλούς χρήστες να προσπελάζουν τη βάση κατά την ίδια χρονική περίοδο. Στην περίπτωση που πολλοί χρήστες προσπαθούν να ενημερώσουν τα ίδια δεδομένα, ένα ΣΔΒΔ πρέπει να περιλαμβάνει λογισμικό για έλεγχο *ταυτόχρονης προσπέλασης* (concurrency control) που να εξασφαλίζει ότι αυτό γίνεται κατά ελεγχόμενο τρόπο, ώστε το αποτέλεσμα της ενημέρωσης να είναι σωστό. Με αυτό επιδιώκεται να πραγματοποιούνται ταυτόχρονες δοσοληψίες από πλευράς χρηστών απρόσκοπτα.

Άλλες λειτουργίες που χαρακτηρίζουν ένα ΣΔΒΔ είναι: ο *έλεγχος πλεονασμών* προς εξοικονόμηση χώρου αποθήκευσης (αν και σε ορισμένες περιπτώσεις ο ελεγχόμενος πλεονασμός είναι επιτρεπτός για λόγους ταχύτητας κα.), ο *περιορισμός της μη εξουσιοδοτημένης προσπέλασης* (μέσω κατάλληλου συστήματος για λόγους ασφάλειας τόσο του ΣΔΒΔ, όσο και των δεδομένων), η *μόνιμη αποθήκευση προγραμμάτων και δομών δεδομένων* (χαρακτηριστικό των αντικειμενοστρεφών ΣΔΒΔ), η *εύρεση νέων πληροφοριών με χρήση επαγωγικών κανόνων*, η *παροχή πολλαπλών διεπαφών χρηστών*, η *παράσταση πολύπλοκων συσχετίσεων μεταξύ δεδομένων*, η *επιβολή περιορισμών ορθότητας* σε δεδομένα και η παροχή κατάλληλου *υποσυστήματος τήρησης εφεδρικών αντιγράφων και ανάκαμψης* του κυρίου συστήματος.

Για να ικανοποιηθούν τα βασικά χαρακτηριστικά των βάσεων δεδομένων, δηλαδή της απομόνωσης προγραμμάτων-δεδομένων, της στήριξης πολλαπλών όψεων χρηστών και της χρήσης καταλόγου για αποθήκευση του σχήματος της ΒΔ, αναπτύχθηκε η *αρχιτεκτονική των τριών σχημάτων*. Ουσιαστικά το ΣΔΒΔ αποτελείται από τρία επίπεδα:

- *το εσωτερικό επίπεδο* (internal level): Έχει ένα εσωτερικό σχήμα που περιγράφει τη δομή φυσικής αποθήκευσης της βάσης δεδομένων.
- *το εννοιολογικό επίπεδο* (conceptual level): Έχει ένα εννοιολογικό σχήμα που περιγράφει τη δομή όλης της βάσης δεδομένων για ένα σύνολο χρηστών αποκρύπτοντας τις λεπτομέρειες των φυσικών δομών αποθήκευσης και εστιάζεται στην περιγραφή οντοτήτων, τύπων δεδομένων, συσχετίσεων, πράξεων χρηστών και περιορισμών.
- *το εξωτερικό επίπεδο ή επίπεδο όψης* (external ή view level): Περιλαμβάνει ένα αριθμό από εξωτερικά σχήματα ή όψεις χρηστών, περιγράφει το μέρος της βάσης δεδομένων που ενδιαφέρει μια συγκεκριμένη ομάδα χρηστών και αποκρύπτει την υπόλοιπη βάση δεδομένων από αυτήν την ομάδα.

Ο διαχωρισμός των τριών επιπέδων δεν εφαρμόζεται στα περισσότερα ΣΔΒΔ, αλλά υποστηρίζεται μέχρι ενός σημείου. Ο διαχωρισμός αυτός οδήγησε στον ορισμό τεσσάρων γλωσσών ΣΔΒΔ: της γλώσσας ορισμού δεδομένων (όταν δεν υπάρχει αυστηρός διαχωρισμός μεταξύ των επιπέδων), της γλώσσας αποθήκευσης δεδομένων (που χρησιμοποιείται για τον ορισμό του εσωτερικού σχήματος), της γλώσσας ορισμού όψεων (για τον ορισμό των όψεων των χρηστών και την απεικόνιση των όψεων στο εννοιολογικό επίπεδο) και της γλώσσας χειρισμού δεδομένων (που περιλαμβάνει την ανάκτηση, την εισαγωγή, τη διαγραφή και την τροποποίηση δεδομένων). Η τελευταία μπορεί να είναι είτε υψηλού-μη διαδικαστικού επιπέδου, είτε χαμηλού – διαδικαστικού επιπέδου.

Στα σημερινά ΣΔΒΔ οι παραπάνω τύποι γλωσσών μπορεί να μην διαχωρίζονται πλήρως. Αντίθετα συνηθίζεται η χρήση μίας περιεκτικής ολοκληρωμένης γλώσσας που περιλαμβάνει δομικά στοιχεία για τον ορισμό του εννοιολογικού σχήματος, τον ορισμό όψεων, το χειρισμό των δεδομένων και τον ορισμό της αποθήκευσης, όπως είναι η γλώσσα σχεσιακών βάσεων δεδομένων SQL. Όταν εντολές μιας γλώσσας χειρισμού δεδομένων εμφυτεύονται σε μια γενικής χρήσης γλώσσα προγραμματισμού, η τελευταία αυτή γλώσσα λέγεται *φιλόξενη γλώσσα* (host language) και η πρώτη *υπογλώσσα δεδ*ομένων (data sublanguage). Στα νεώτερα ΣΔΒΔ, όπως τα αντικειμενοστρεφή συστήματα, η φιλόξενη γλώσσα και η υπογλώσσα δεδομένων ενοποιούνται συνήθως σε μία ολοκληρωμένη γλώσσα, όπως η C++.

Η διαδικασία σχεδιασμού βάσεων δεδομένων περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

- *Συλλογή και ανάλυση των απαιτήσεων* (requirements collection and analysis). Οι σχεδιαστές της βάσης δεδομένων συζητούν με τους υποψήφιους χρήστες της βάσης, για να κατανοήσουν και να

καταγράψουν τις απαιτήσεις τους σχετικά με τα δεδομένα. Το αποτέλεσμα είναι ένα περιεκτικά γραμμένο σύνολο από απαιτήσεις χρηστών, καθώς επίσης και οι λειτουργικές απαιτήσεις (πράξεις και δοσοληψίες της εφαρμογής).

- *Εννοιολογικός σχεδιασμός της βάσης δεδομένων* (conceptual database design). Το εννοιολογικό σχήμα είναι μια περιεκτική περιγραφή των απαιτήσεων των χρηστών σχετικά με τα δεδομένα και περιλαμβάνει τις απαιτήσεις και τις λεπτομερείς περιγραφές των τύπων δεδομένων, των συσχετίσεων και των περιορισμών. Μετά το σχεδιασμό του εννοιολογικού σχήματος, οι βασικές πράξεις του μοντέλου δεδομένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προσδιοριστούν δοσοληψίες υψηλού επιπέδου, που αντιστοιχούν σε ορισμένες πράξεις των χρηστών (που προσδιορίστηκαν κατά τη λειτουργική ανάλυση). Η διαδικασία αυτή χρησιμεύει για να επιβεβαιωθεί ότι το εννοιολογικό σχήμα καλύπτει όλες τις αναγνωρισμένες λειτουργικές απαιτήσεις.
- *Λογικός σχεδιασμός της βάσης δεδομένων* (logical database design) ή *απεικόνιση των μοντέλων δεδομένων* (data model mapping): Το εννοιολογικό σχήμα μετασχηματίζεται από το υψηλού επιπέδου μοντέλο δεδομένων στο μοντέλο δεδομένων υλοποίησης, το οποίο στη συνέχεια θα χρησιμοποιήσει το εμπορικό ΣΔΒΔ. Σε αυτό το σημείο επιλέγεται ένα από τα τέσσερα μοντέλα δεδομένων: δικτυωτό, σχεσιακό, ιεραρχικό, αντικειμενοστρεφές. Το καθένα έχει τη δική του αντιστοίχιση με το μοντέλο οντοτήτων - συσχετίσεων και τα δικά του ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του.
- *Φυσικός σχεδιασμός της βάσης δεδομένων* (physical database design). Σκοπός του είναι ο προσδιορισμός των εσωτερικών δομών αποθήκευσης και οι οργανώσεις αρχείων για τη βάση δεδομένων. Παράλληλα με τη βοήθειά του σχεδιάζονται και υλοποιούνται προγράμματα εφαρμογών, ως δοσοληψίες της βάσης δεδομένων που αντιστοιχούν στις υψηλού επιπέδου προδιαγραφές δοσοληψιών.

Με τη χρήση των βάσεων δεδομένων επιτυγχάνονται τα ακόλουθα [1]:

- *Δυνατότητα επιβολής τυποποίησης*: Η προσέγγιση των βάσεων δεδομένων επιτρέπει στο διαχειριστή της βάσης δεδομένων να ορίσει και να επιβάλλει πρότυπα στους χρήστες μίας βάσης δεδομένων σε ένα μεγάλο οργανισμό. Αυτό διευκολύνει την επικοινωνία και τη συνεργασία μεταξύ διαφόρων τμημάτων, προγραμμάτων και χρηστών μέσα στον οργανισμό, ιδιαίτερα στην περίπτωση που οριστούν πρότυπα.
- *Μείωση του χρόνου ανάπτυξης των εφαρμογών*: Ένα από τα κυριότερα και πιο εμπορικά χαρακτηριστικά της προσέγγισης των βάσεων δεδομένων είναι ότι η ανάπτυξη μιας νέας εφαρμογής χρειάζεται πολύ λίγο χρόνο. Ο σχεδιασμός και η υλοποίησή της από την αρχή μπορεί να απαιτεί περισσότερο χρόνο από το να γραφτεί μια απλή εξειδικευμένη εφαρμογή αρχείων. Όταν όμως μια βάση δεδομένων εγκατασταθεί και λειτουργεί, ο χρόνος που απαιτείται για τη δημιουργία νέων εφαρμογών χρησιμοποιώντας τις δυνατότητες του ΣΔΒΔ είναι σημαντικά μικρότερος, φθάνοντας και κάτω από το ¼ του χρόνου με τα παραδοσιακά συστήματα αρχείων.
- *Ευελιξία*: Ορισμένες φορές είναι απαραίτητο να αλλάξει η δομή μιας βάσης δεδομένων, καθώς αλλάζουν οι απαιτήσεις. Ορισμένα ΣΔΒΔ επιτρέπουν τέτοιες αλλαγές στη δομή της ΒΔ, χωρίς να επηρεάζονται τα αποθηκευμένα δεδομένα και τα υφιστάμενα προγράμματα εφαρμογών.
- *Διαθεσιμότητα ενημερωμένων πληροφοριών*: Μέσω ενός ΣΔΒΔ μία βάση δεδομένων είναι διαθέσιμη σε όλους τους χρήστες. Μόλις μια ενημέρωση καταγραφεί από ένα χρήστη, όλοι οι άλλοι μπορούν αμέσως να δουν αυτήν την ενημέρωση. Αυτή η διαθεσιμότητα ενημερωμένων πληροφοριών είναι ουσιώδης για πολλές εφαρμογές επεξεργασίας δοσοληψιών.
- *Οικονομία κλίμακας*: Η προσέγγιση των ΣΔΒΔ επιτρέπει την ενοποίηση δεδομένων και εφαρμογών, ελαττώνοντας έτσι τις άχρηστες επικαλύψεις μεταξύ δραστηριοτήτων του προσωπικού επεξεργασίας δεδομένων σε διάφορα προγράμματα ή τμήματα, ελαττώνοντας το συνολικό κόστος λειτουργίας και διαχείρισης.

Σε ορισμένες περιπτώσεις όμως η χρήση ενός ΣΔΒΔ μπορεί να επιφέρει επιπλέον άσκοπο κόστος σε σύγκριση με την παραδοσιακή επεξεργασία αρχείων. Το επιπλέον κόστος χρήσης οφείλεται κυρίως στα εξής:

- στην υψηλή αρχική επένδυση σε υλικό, λογισμικό και επιμόρφωση προσωπικού,
- στη γενικότητα που προσφέρει ένα ΣΔΒΔ για τον ορισμό και την επεξεργασία δεδομένων,
- στις επιβαρύνσεις για την παροχή λειτουργιών ασφάλειας, ελέγχου συγχρονισμού, ανάκαμψης και ορθότητας.

Στην περίπτωση που η βάση δεν σχεδιαστεί ορθά, ή αν οι εφαρμογές του αντίστοιχου συστήματος δεν υλοποιηθούν σωστά, τότε θα εμφανιστούν πρόσθετα προβλήματα. Επίσης είναι προτιμότερο να αποφευχθεί η ανάπτυξη ενός ΣΔΒΔ, όταν:

- δεν απαιτείται προσπέλαση πολλών χρηστών στα δεδομένα,

- η υπάρχουσα βάση δεδομένων και οι εφαρμογές είναι απλές και καλά ορισμένες, και δεν αναμένεται αλλαγή,
- υπάρχουν απαιτήσεις λειτουργίας σε πραγματικό χρόνο για κάποια προγράμματα, οι οποίες μπορεί να μην ικανοποιηθούν λόγω των επιβαρύνσεων του ΣΔΒΔ,
- το οικονομικό κόστος επένδυσης είναι μεγάλο, ενώ οι κύριες εφαρμογές που αφορούν μία εταιρεία σχετίζονται με μικρό σύνολο και μέγεθος δεδομένων.

Α.3. Εξέλιξη των Βάσεων Δεδομένων στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η ανάπτυξη των βάσεων δεδομένων συμβαδίζει σε μεγάλο βαθμό με την εξέλιξη της τεχνολογίας του υπολογιστή τόσο σε λογισμικό, όσο και σε υλικό. Από το 1945 που αναπτύχθηκαν οι μαγνητικές ταινίες (το πρώτο μέσο που επέτρεπε την αναζήτηση δεδομένων), ακολούθησαν σημαντικά βήματα, όπως η εγκατάσταση του πρώτου εμπορικού υπολογιστή (1957), η εισαγωγή της έννοιας της γενικευμένης προσπέλασης σε ηλεκτρονικά αποθηκευμένα δεδομένα (McGee, 1959), ως ότου το 1961 σχεδιάστηκε το πρώτο γενικευμένο σύστημα διαχείρισης δεδομένων (IDS-Integrated Data store από τη GE) που αποτέλεσε τη βάση του δικτυωτού μοντέλου. Την πενταετία 1965-70 αναπτύχθηκε η βάση του ιεραρχικού μοντέλου δεδομένων μέσω της ανάπτυξης όψης δύο επιπέδων (εννοιολογικής και χρήστη), ενώ υποστηρίχθηκαν οι δικτυωτές όψεις πάνω από τις ιεραρχίες. Κατά την επόμενη δεκαετία τέθηκαν τα θεμέλια της θεωρίας των βάσεων δεδομένων από το Ted Codd (1970), προωθήθηκε η έρευνα στις βάσεις δεδομένων μέσω διεθνών συνεδριών (ACM,1975 & VLDB,1975) και αναπτύχθηκε το μοντέλο οντοτήτων-συσχετίσεων (Chen,1976). Κατά τα έτη 1980-90 αναπτύχθηκαν συστήματα διαχείρισης βάσεων δεδομένων (ΣΔΒΔ) για προσωπικούς υπολογιστές, εμφανίστηκαν τα πρώτα εμπορικά σχεσιακά ΣΔΒΔ και εκδόθηκε η προκαταρτική τυποποίηση της SQL. Με το πέρας αυτής της περιόδου αναπτύχθηκαν έμπειρα συστήματα βάσεων δεδομένων, τα αντικειμενοστρεφή ΣΔΒΔ, η αρχιτεκτονική των εξυπηρετητών-εξυπηρετούμενων και οι κατανεμημένες βάσεις δεδομένων. Από το 1990 ως σήμερα η εξέλιξη είναι σημαντική όσο αφορά τις εφαρμογές των βάσεων δεδομένων. Σ' αυτό συνέτειναν η εμφάνιση των εμπορικών αντικειμενοστρεφών ΣΔΒΔ, η τυποποίηση στις γλώσσες για ερωτήσεις και ανταλλαγή δεδομένων, η επέκταση των δυνατοτήτων ΣΔΒΔ σε ετερογενή συστήματα και συστήματα πολλαπλών βάσεων δεδομένων, η μαζική εκμετάλλευση παράλληλων επεξεργαστών, η δυνατότητα σύνδεσης και ενημέρωσής τους μέσω του διαδικτύου κα.[1].

Ειδικότερα στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας οι μεγάλες επιχειρήσεις ηλεκτρισμού (λόγω της δομής τους και της οργάνωσής τους) εισήγαγαν συστηματικά τις βάσεις δεδομένων κατά την τελευταία εικοσαετία. Εξαιτίας τούτου στράφηκαν κατά κύριο λόγο στα σχεσιακά και στα αντικειμενοστρεφή ΣΔΒΔ, ενώ ταυτόχρονα δόθηκε έμφαση στη διευκόλυνση του χρήστη με την ανάπτυξη παραθυρικού περιβάλλοντος.

Έχουν αναπτυχθεί γραφικά περιβάλλοντα και ολοκληρωμένα προγραμματιστικά πακέτα για βάσεις δεδομένων που απευθύνονται κυρίως στην εκπαίδευση νέων μηχανικών [2-5]. Έχει παρουσιαστεί ένα γραφικό περιβάλλον αντικειμενοστρεφούς προγραμματισμού γύρω από τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας δίνοντας έμφαση στην αναπαράσταση του δικτύου σε μονογραμμικό επίπεδο [6]. Τέθηκε το θέμα της επίλυσης των διαφόρων προβλημάτων με προγράμματα που λαμβάνουν στοιχεία από τη βάση δεδομένων ή με προγράμματα στηριγμένα στη γλώσσα προγραμματισμού C. Επίσης αναλύθηκαν τα στοιχεία σχεδιασμού του συστήματος, όπως στα αντικείμενα, στην απόκρυψη άχρηστης πληροφορίας από το χρήστη, στον πολυμορφισμό, στην κληρονομικότητα στοιχείων ανάμεσα στις κλάσεις αντικειμένων και στην ιεραρχία αντικειμένων [6]. Αναπτύχθηκε επίσης ένα αντίστοιχο υπολογιστικό πακέτο αντικειμενικοστρεφούς προγραμματισμού για προσωπικό υπολογιστή δίνοντας όμως έμφαση στις τελικές εφαρμογές του, όπως στην επίλυση της οικονομικής κατανομής ισχύος μεταξύ των μονάδων παραγωγής [7].

Σημαντική συνεισφορά υπήρξε των Martire and Nutall [8] που έκαναν μία γενικότερη εισαγωγή στις βάσεις δεδομένων και στις γλώσσες κατασκευής τους για τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας δίνοντας προβάδισμα στη SQL λόγω της τυποποίησής της. Συνέκριναν την ιεραρχική, τη δικτυακή, τη σχεσιακή, την αντικειμενοστρεφή δομή βάσεων και μέσω ενός παραδείγματος έδειξαν ότι το σχεσιακό μοντέλο μπορεί πιο εύκολα να προσαρμοστεί στις μεταβαλλόμενες απαιτήσεις, αν και τελικά πιο εύκολα υλοποιήσιμο είναι το αντικειμενοστρεφές. Την ίδια περίοδο περιγράφτηκαν οι απαιτήσεις ενός συστήματος ανοικτής αρχιτεκτονικής, όπου μπορούν να συνδυαστούν διαφορετικές βάσεις δεδομένων με διαφορετικά προγράμματα εφαρμογής και τέθηκαν τα ζητήματα για τα συστήματα κατανεμημένων βάσεων που συνεργάζονται με SCADA και το θέμα των πολλαπλών αντιγράφων [9].

Η έμφαση δόθηκε αρχικά από τις ηλεκτρικές εταιρείες στην ανάπτυξη βάσεων δεδομένων κατάλληλου γραφικού περιβάλλοντος, το οποίο συνδεόταν με μία σειρά βοηθητικών προγραμμάτων, κυρίως ροής φορτίου [10-11], οικονομικής αξιολόγησης δικτύων διανομής [12], αντιμετώπισης κινδύνων απομονωμένων δικτύων [13] κα. Αναλυτικότερα οι εταιρείες διανομής στράφηκαν στην ανάπτυξη βάσεων δεδομένων σε συνεργασία τις περισσότερες φορές με το GIS, προκειμένου να προσδιορίσουν τις βέλτιστες διαδρομές χάραξης αγωγών - καλωδίων τροφοδοσίας [14], να καταγράψουν τις θέσεις των πελατών τους και του δικτύου προς καλύτερη συντήρηση του τελευταίου [15,16], να διαχειριστούν το φορτίο των μετασχηματιστών τους με βάση τους πελάτες που εξυπηρετούν [17,18] ή να επιλέξουν και να καταχωρήσουν τα στοιχεία που αποτελούν έναν υποσταθμό, όπως διακοπτών φορτίου, τροφοδότες, μετασχηματιστές με χρήση ιεραρχικού μοντέλου [19].

Επίσης στο [20] παρουσιάστηκε ένα αυτοματοποιημένο μοντέλο συστήματος διανομής (ADSM) με τη βοήθεια του οποίου συνεργάζονται αρκετά εμπορικά πακέτα και διαφορετικές βάσεις δεδομένων, όπως το γεωγραφικό σύστημα πληροφοριών GIS, ειδικές βάσεις δεδομένων που καταγράφουν στοιχεία από SCADA, από προγράμματα διαχείρισης φορτίου μετασχηματιστών και καταγραφής γενικών πληροφοριών για τους πελάτες. Αυτές συνδέονται με την κεντρική πηγή της βάσης δεδομένων, η οποία συνοδεύεται από ένα γραφικό περιβάλλον επικοινωνίας με το χρήστη και ένα σύστημα μετατροπής της πληροφορίας σε κατάλληλη μορφή για χρήση από τις διάφορες εφαρμογές, όπως ροή φορτίου, υπολογισμοί ρευμάτων βραχυκύκλωσης κτλ.. Τα τρία αυτά συστήματα επικοινωνούν μεταξύ τους με τη βοήθεια ενός μεγάλου αντικειμένου διανομής (distribution big object) που έχει ως σκοπό την απρόσκοπτη και ασφαλή λειτουργία του όλου πακέτου. Παράλληλα ως παράδειγμα παρουσιάστηκε με κατανοητό τρόπο τη γενικευμένη σχέση που περιγράφει μία ενδιάμεση συσκευή του δικτύου διανομής, η οποία αποτελείται από 3 υποκλάσεις: συσκευή προστασίας, συστοιχία πυκνωτή, διακόπτη απόζευξης. Η καθεμία συσκευή αναλύεται σε επιμέρους κλάσεις, που η κάθε μία έχει τα δικά της επιπλέον στοιχεία. Παραδείγματος χάρη η συσκευή προστασίας διακρίνεται στην ασφάλεια, τον αυτόματο διακόπτη και το διακόπτη φορτίου.

Οι εταιρείες μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας δημιούργησαν αντίστοιχες αντικειμενοστρεφείς βάσεις προς βελτίωση της αξιοπιστίας του συστήματος με τη χρήση έμπειρων συστημάτων [21,22]. Παρουσιάστηκαν γραφικά περιβάλλοντα ανάλυσης και λειτουργίας συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας στηριζόμενα στη δημιουργία μίας καινούργιας βάσης δεδομένων [23], δίνοντας έμφαση στις εφαρμογές του πακέτου, όπως στη ροή φορτίου, στη μεταβατική ανάλυση, στην ανάλυση σφαλμάτων, στην οικονομική λειτουργία, στον αυτόματο έλεγχο φορτίου-συχνότητας και στο σχηματισμό της φιλικής διεπαφής με το χρήστη. Αναπτύχθηκαν τα αντίστοιχα εργαλεία με σκοπό τον έλεγχο του δικτύου μεγάλων βιομηχανικών μονάδων και με χρήση του πακέτου AUTOCAD προς αποφυγή του πολύ ακριβότερου GIS [24].

Κατά τα τελευταία χρόνια δόθηκε έμφαση και στα οικονομικά κριτήρια των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας προς την καταλληλότερη διαχείριση πληροφορίας, για τον καθορισμό της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας ανά ώρα ή άλλο κατάλληλο χρονικό βήμα, με βάση το μηχανισμό της προσφοράς-ζήτησης μέσα στα πλαίσια της απελευθερωμένης αγοράς. Αναλύθηκε η αναγκαιότητα των βάσεων δεδομένων για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος χωρίς να δίνονται περαιτέρω πληροφορίες για την ίδια τη ΒΔ [25-26], ενώ παρουσιάστηκαν γενικά τα προβλήματα επικοινωνίας και το σύστημα διαχείρισης πληροφορίας OASIS [27]. Επίσης έχουν αναπτυχθεί συστήματα διαχείρισης πληροφορίας πολλών χρηστών, όπως για το ιρανικό σύστημα ισχύος, το οποίο στηρίζεται στην επικοινωνία μέσω διαδικτύου ασφαλιζόμενη από τη βοήθεια κατάλληλων εφαρμογών σε Java προς αντιμετώπιση της ετερογένειας των βάσεων πληροφοριών των χρηστών [28]. Αντίστοιχα στο [29] παρουσίαστηκε ένα αντικειμενοστρεφές σύστημα διαχείρισης πληροφορίας, που στηρίζεται στο διαδίκτυο και έχει αναπτυχθεί σε Java και C++. Οι χρήστες συνδέονται με κατάλληλο εξυπηρετητή μέσω κατάλληλης σελίδας HTML. Με αυτήν τη δομή γίνεται προσπάθεια αντιμετώπισης των προβλημάτων των αλλαγών της τοπολογίας, του χειρισμού διαφορετικών συσκευών τηλεμέτρησης και της σύνδεσης των διεσπαρμένων γεννητριών που δεν ελέγχονται κεντρικά. Πέρα από την ανάλυση ορισμένων τεχνολογικών στοιχείων δίνουν και πληροφορίες για την αναπαράσταση των κλάσεων του ηλεκτρικού δικτύου και των ηλεκτρικών εξαρτημάτων. Επίσης αναδείχθηκε η ανάγκη για το σχηματισμό μίας ενιαίας βάσης δεδομένων και αντίστοιχων ενιαίων μοντέλων, λόγω του προβλήματος του ολοκληρωμένου σχεδιασμού των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου, που καλείται να λύσει η εκάστοτε ρυθμιστική αρχή υπό το πλαίσιο της απελευθερωμένης αγοράς ενέργειας [30].

Τέλος η Ομάδα Μελέτης του IEEE με θέμα «Βάσεις Δεδομένων στα Κέντρα Ελέγχου Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας [31] παρουσίασε τα αποτελέσματα της αντίστοιχης έρευνάς της τονίζοντας ιδιαίτερα ότι η βάση δεδομένων πρέπει να είναι εύκαμπτη και εύκολα προσαρμοζόμενη στις μελλοντικές απαιτήσεις, να

είναι συμβατή με το λογισμικό της εταιρείας λόγω του μεγάλου κόστους τόσο της ΒΔ, όσο και του προϋπάρχοντος λογισμικού. Επίσης πρέπει να είναι αξιόπιστη, να έχει γρήγορη ανταπόκριση στα διάφορα ερωτήματα λόγω των προβλημάτων πραγματικού χρόνου των Σ.Η.Ε., ασφαλής από πλευράς επικοινωνίας και με ελεγχόμενη πρόσβαση σε δεδομένα. Καταλήγουν δε στην προώθηση των αντικειμενοστρεφών μοντέλων.

Πέρα από τις βάσεις δεδομένων που αφορούν τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας έχουν αναπτυχθεί και βάσεις δεδομένων ειδικά για μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας, όπως η MURE και η UDYSEE. Η MURE [32] είναι προσανατολισμένη κυρίως στον οικιακό τομέα, στη βιομηχανία, στον τριτογενή τομέα και στις μεταφορές. Γίνεται αναλυτική βιβλιογραφική καταγραφή των εφαρμοζόμενων μέτρων σε ευρωπαϊκό επίπεδο και ένας μικρός τους αριθμός είναι δυνατό να υλοποιηθεί. Αντίστοιχα η UDYSEE [33] περιλαμβάνει τους ενεργειακούς δείκτες συγκεντρωτικά, στο βιομηχανικό τομέα ανά κλάδο, ανά προϊόν και ανά διαδικασία, στο μεταφορικό τομέα συνολικά και ξεχωριστά για τον κλάδο τροφίμων, για το είδος μεταφοράς (οδικώς, σιδηροδρομικώς, αεροπορικώς και θαλάσσια) και για τον τύπο οχήματος, στον οικιακό τομέα συνολικά και ξεχωριστά ανά οικογένεια συσκευής τελικής χρήσης, ανά κατοικία και ανά ηλεκτρική συσκευή, στον τομέα υπηρεσιών, στον αγροτικό τομέα και στους ενεργειακούς τομείς είτε συνολικά, είτε ανά είδος ενέργειας. Διακρίνεται για την άντληση δεδομένων και απάντηση συγκεκριμένων ερωτημάτων. Λόγω της μορφής της δεν μπορεί να γίνει από τον απλό χρήστη καμία ενημέρωση. Πάντως και στις δύο περιπτώσεις των προαναφερθέντων βάσεων δεδομένων τα μέτρα είναι ανεξάρτητα του εκάστοτε συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Στην παρούσα περίπτωση θα γίνει μία συστηματική προσπάθεια ενιαίας αντιμετώπισης των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και των μέτρων διαχείρισης φορτίου και εξοικονόμησης ενέργειας.

Α.4. Σχεδιασμός Νέας Βάσης Δεδομένων Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

Α.4.1. Γενική Δομή της Βάσης Δεδομένων

Από τη μία πλευρά οι υπάρχουσες βάσεις δεδομένων για τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας καλύπτουν σε ικανοποιητικό βαθμό τις ανάγκες του ίδιου του συστήματος. Από την άλλη οι αντίστοιχες βάσεις των μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας δίνουν κυρίως πληροφορίες για τα αντίστοιχα μέτρα, χρησιμοποιώντας κάποιους τελικούς χρήστες αδιαφορώντας για τα σχετιζόμενα συστήματα παροχής ενέργειας (ηλεκτρισμού, φυσικού αερίου ή άλλων καυσίμων).

Στην παρούσα περίπτωση αναπτύσσεται μία νέα βάση δεδομένων, ώστε να γεφυρωθεί αυτό το κενό. Οι βασικοί της στόχοι είναι να περιγράψει σε ικανοποιητικό βαθμό τα σύστηματα της ηλεκτρικής ενέργειας και του φυσικού αερίου, τα αντίστοιχα τιμολόγια, καθώς και τα τιμολόγια πετρελαίου και λοιπών καυσίμων. Με αυτά τα στοιχεία αναπαριστάνεται το ενεργειακό σύστημα μίας ευρύτερης γεωγραφικής περιοχής σε ικανοποιητικό βαθμό. Παράλληλα περιέχει την περιγραφή και τις μεθόδους των μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας και διαχείρισης φορτίου. Γενικά τα μέτρα ενεργειακής αποδοτικότητας εφαρμόζονται συνήθως από τους καταναλωτές (π.χ. χρήση ηλεκτρονικών λαμπτήρων αντί πυράκτωσης).

Είναι αναγκαίο δε οι καταναλωτές να καταγραφούν, διότι ανάλογα με την οικονομική τους δύναμη, το πλήθος και το μέγεθός τους, επιδρούν στη διαμόρφωση της ζήτησης φορτίου. Αυτοί οι απλοί καταναλωτές περιγράφονται ενεργειακά από τα οικήματά τους, τα μηχανήματά τους, τις ενεργειακές καταναλώσείς τους και την παραγωγική τους δραστηριότητα. Επειδή δεν είναι εύκολο για μία επιχείρηση ηλεκτρισμού να καταγράψει όλους τους πελάτες της αναλυτικά με όσα στοιχεία θα μπορούσαν να την ενδιαφέρουν, σχηματίζονται δύο είδη πελατών: ο απλός καταναλωτής ή καταναλωτής-δείγμα και ο τυπικός ή ο μέσος καταναλωτής. Για τον τυπικό καταναλωτή πέρα από τις αντίστοιχες περιγραφές οικημάτων, συσκευών, κα., καταχωρούνται τα στοιχεία που αφορούν τη διαμόρφωση και την εξέλιξή του. Η μεν πρώτη γίνεται μέσω ενός συνόλου κριτηρίων, η δε δεύτερη απαρτίζεται από ένα σύνολο μελλοντικών αλλαγών. Με τη διαμόρφωση του τυπικού καταναλωτή είναι δυνατή η επίλυση τόσο της επίπτωσης των μέτρων ενεργειακής αποδοτικότητας στον ίδιο, όσο και συνολικά στο ενεργειακό σύστημα.

Όσο αφορά τις λειτουργίες του συστήματος ΒΔ είναι επιθυμητό πέρα από τις αναγκαίες εισαγωγές, τροποποιήσεις και διαγραφές δεδομένων, να προβλέπεται συνεργασία τόσο με κλασικά μοντέλα επεξεργασίας του ηλεκτρικού συστήματος, όπως επίλυση ροών φορτίου, πρόβλεψη φορτίου συστήματος κα., όσο και με μοντέλα τελικής ζήτησης, ώστε να είναι δυνατή η διαμόρφωση του φορτίου του συστήματος από το σύνολο των καταναλωτών και η εύρεση των επιδράσεων των μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας και διαχείρισης φορτίων. Τα προαναφερθέντα αποτελούν τον πυρήνα του πρώτου βήματος του σχεδιασμού της ΒΔ.

Α.4.2. Περιγραφή Απαιτήσεων της Βάσης Δεδομένων

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι λόγοι ανάπτυξης και οι βασικές απαιτήσεις του κάθε τμήματος της βάσης δεδομένων και δίνονται οι αναλυτικές περιγραφές ορισμένων συγκεκριμένων στοιχείων ως παραδείγματα. Συγκεκριμένα απαρτίζεται από τα εξής τμήματα:

♦ *Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας*: Περιγράφεται σε ικανοποιητικό βαθμό, ώστε να είναι δυνατή από τη μία μεριά η τοποθέτηση των τυπικών πελατών ως συγκεντρωμένα φορτία σε κόμβους, από την άλλη να δίνεται στο χρήστη η δυνατότητα να επιλύει βασικά προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Δεν είναι αναγκαίο όμως να εισέλθει κανείς στη λεπτομέρεια μίας βάσης δεδομένων που αφορά την καταγραφή και τη συντήρηση του δικτύου διανομής [16]. Στην παρούσα περίπτωση διαμορφώθηκε το σύστημα με τέτοιο τρόπο, ώστε να περιέχονται όλα εκείνα τα στοιχεία που είναι αναγκαία για την κυκλωματική περιγραφή τόσο του συστήματος μεταφοράς, όσο και του δικτύου διανομής. Η προσπάθεια είναι να μπορούν να εκτελεστούν βασικοί αλγόριθμοι των Σ.Η.Ε.. Ειδικά για τη ροή φορτίου λήφθηκε η μέριμνα να περιέχει τα στοιχεία της ροής φορτίου του αντίστοιχου προγράμματος της SPTI [34]. Αυτό απαιτεί την καταγραφή συγκεκριμένων στοιχείων των Σ.Η.Ε., ορισμένα εκ των οποίων είναι:

- Ορισμός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (όνομα, ονομαστική συχνότητα, βάση ισχύος)
- Ζυγός (όνομα, είδος ζυγού, εγκάρσια αγωγιμότητα, βασική τάση, χαρακτηριστική τάση, μέγιστη και ελάχιστη τάση λειτουργίας, φυσικά χαρακτηριστικά)
- Γεννήτρια (όνομα, ζυγός σύνδεσης, βάση ισχύος, μέγιστη και ελάχιστη ενεργός και άεργος ισχύς, ωμική αντίσταση, αντίσταση γείωσης, επαγωγική αντίδραση ευθέως άξονα (μόνιμη, υπο-μεταβατική, μεταβατική), αντίστοιχα μεγέθη επαγωγικής αντίδρασης εγκάρσιου άξονα, στοιχεία αξιοπιστίας, στοιχεία προβλήματος οικονομικής κατανομής, ιδιοκτήτες, περιγραφή μηχανής μέσω αντίστοιχης σύνδεσης κα.)
- Ηλεκτρικό φορτίο (όνομα, ζυγός σύνδεσης, ενεργό και άεργο φορτίο σταθερής ισχύος ή / και σταθερής έντασης ή /και αγωγιμότητας, σύνδεση με μέσο καταναλωτή ή / και απλό καταναλωτή, κα.)
- Γραμμή μεταφοράς εναλλασσόμενου ρεύματος (όνομα, ζυγοί σύνδεσης, μήκος, ισοδύναμη αντίσταση, επαγωγική αγωγιμότητα, χωρητικότητα, θερμικά όρια, τεχνική περιγραφή αγωγού κα.)
- Μετασχηματιστής (όνομα, δύο / τριών τυλιγμάτων, ζυγοί σύνδεσης, τεχνικά χαρακτηριστικά, όπως απώλειες σιδήρου, εν κενώ ρεύμα, γωνία στροφής μεταξύ κόμβων, δυνατότητα αλλαγής ελιγμάτων κα.)
- Δυνατότητα εκτέλεσης διαφορετικών σεναρίων (λειτουργία ή μη των διαφόρων στοιχείων, καταγραφή τάσεων και γωνιών των ζυγών κα.)

Άλλα στοιχεία που πρέπει να περιέχει το δίκτυο είναι: εγκάρσια ή εν σειρά στοιχεία αντιστάθμισης, στοιχεία ευέλικτων γραμμών μεταφοράς [34], γραμμές συνεχούς ρεύματος, κόμβοι και αντίστοιχοι μετατροπείς [34], γενικά διπολικά στοιχεία (όπως αποζεύκτης, αυτόματος διακόπτης, διακόπτης φορτίου, ασφάλεια, μετρητή έντασης) και μονοπολικά στοιχεία (όπως γειωτής, μετρητής τάσης). Ακόμη λαμβάνεται ιδιαίτερη μέριμνα να είναι δυνατή η καταγραφή της ισχύος είτε φορτίου, είτε παραγωγής σε καθημερινή κλίμακα και η σύνδεση του μέσου ή / και του απλού καταναλωτή με το ζυγό τροφοδοσίας του.

♦ *Δίκτυο Φυσικού Αερίου*: Στην περίπτωση που η βάση δεδομένων χρησιμοποιείται από μία ρυθμιστική αρχή ενέργειας είναι αναγκαία η καταγραφή του δικτύου φυσικού αερίου. Ωστόσο είναι χρήσιμη η ύπαρξή της και για μία ηλεκτρική εταιρεία, καθώς είναι ένα εναλλακτικός τρόπος τροφοδότησης των καταναλωτών, άλλοτε συμπληρωματικός, άλλοτε ανταγωνιστικός. Η περιγραφή του δικτύου φυσικού αερίου βασίζεται στις ίδιες αρχές καταγραφής με το ηλεκτρικό δίκτυο. Τα στοιχεία που περιέχει είναι: ο ορισμός του δικτύου φυσικού αερίου, ο κόμβος του, η πηγή αερίου, το αντίστοιχο φορτίο, ο σωλήνας σε αντίστοιχο ρόλο της γραμμής μεταφοράς των Σ.Η.Ε., ο συμπιεστής και ο ρυθμιστής αερίου σε ρόλους μετασχηματιστών, οι βαλβίδες και τα στοιχεία ασφαλείας. Ως αναλυτικό παράδειγμα αναφέρεται ο σωλήνας, ο οποίος περιγράφεται από στοιχεία, όπως όνομα, κόμβοι σύνδεσης, υλικό κατασκευής, ονομαστική και μέγιστη πίεση, ονομαστική, εσωτερική και εξωτερική διάμετρος, τραχύτητα K [35], κα.. Αντίστοιχα απαιτείται να είναι δυνατή η καταγραφή της παροχής είτε φορτίου, είτε πηγής αερίου σε καθημερινή κλίμακα, ενώ ο μέσος καταναλωτής ή / και απλός καταναλωτής να μπορεί να συνδεθεί με τον κόμβο τροφοδοσίας του. Σημειώνεται ότι τα υπόλοιπα καύσιμα, όπως πετρέλαιο, κάρβουνο κτλ., δεν έχουν δίκτυο τροφοδοσίας πελατών.

♦ *Τιμολόγιο Ηλεκτρισμού:* Κατά τη περιγραφή των τιμολογίων ηλεκτρισμού λήφθηκαν υπόψη οι δομές των υπαρχόντων τιμολογίων της ΔΕΗ [36-38], καθώς επίσης και οι γενικότερες δομές τους [39]. Ειδικότερα για την κοστολόγηση μπορούν να μετρηθούν τα εξής στοιχεία: πραγματική και άεργος ενέργεια, μέγιστη ενεργός ισχύς, συμφωνημένη ισχύς. Από αυτά τα μεγέθη προκύπτουν ο συντελεστής ισχύος, ο συντελεστής φορτίου και η χρεωστέα ζήτηση ισχύος, εφόσον απαιτούνται από το αντίστοιχο τιμολόγιο. Τα κόστη των

ενεργών και άεργων ενεργειών περιέχουν το πάγιο, το κόστος ανά kWh και kvarh και μία ελάχιστη χρέωση. Τα αντίστοιχα της ενεργού και της συμφωνημένης ισχύος έχουν το κόστος και το ελάχιστο αναλογικό κόστος ανά kW. Διαμορφώνονται ζώνες τιμολόγησης, ώστε να οριστούν οι διαφορετικές περίοδοι κοστολόγησης των διαφόρων μεγεθών. Διότι στο οικιακό τιμολόγιο Γ1Ν της Δ.Ε.Η. υπάρχει η ζώνη της ημερήσιας κατανάλωσης ενέργειας και της νυχτερινής. Αντίστοιχα για το τιμολόγιο Β15Β υπάρχουν τρεις ζώνες: αιχμής, ενδιάμεσου και νυχτερινού φορτίου με διαφορετικές χρεώσεις για τα μεγέθη ενεργού ισχύος και πραγματικής ενέργειας. Κάθε ζώνη τιμολόγησης πρέπει να είναι σε θέση να περιγράψει γεωγραφικές διαφοροποιήσεις και τα χρονικά διαστήματα εφαρμογής της. Είναι απαραίτητη η διαμόρφωση κλιμάκων για κάθε τιμολογούμενο μέγεθος, ώστε να είναι δυνατή η περιγραφή τιμολογίων, όπως το προαναφερθέν Γ1Ν, που για μία εμπορική τετραμηνία υπάρχουν τέσσερις κλίμακες διαφορετικής κοστολόγησης: 0-800, 801-1600, 1601-2000, 2001 & άνω kWh. Σημειώνεται ότι είναι δυνατή η παράσταση περιορισμών των υφισταμένων τιμολογίων, όπως η ειδική τιμολόγηση πελατών με μικρό συντελεστή ισχύος για τα τιμολόγια Β1(Β) και Β2(Β) της ΔΕΗ. Παράλληλα καταγράφονται το είδος χρήσης ενέργειας και η εταιρεία που παρέχει το τιμολόγιο. Ιδιαίτερη μέριμνα δίνεται στη σύνδεση των ηλεκτρικών τιμολογίων με τον απλό πελάτη μέσω του συμβολαίου ηλεκτρισμού, όπου εκεί καταγράφονται τα βασικά του ηλεκτρικά χαρακτηριστικά, όπως παροχή, εγκατεστημένη ισχύς κτλ..

- *Τιμολόγιο Φυσικού Αερίου*: Βασίζονται στα υφιστάμενα τιμολόγια της Ε.Π.Α. Αττικής. Τα τιμολόγια φυσικού αερίου που εφαρμόζονται βασίζονται σε δύο συνιστώσες: στη χρέωση ενοικίου μετρητή που επηρεάζεται από το είδος του μετρητή και στη χρέωση της ποσότητας αερίου. Τα δύο αυτά μεγέθη αντιστοιχούν στο πάγιο και στη χρέωση ενέργειας των αντίστοιχων τιμολογίων ηλεκτρισμού. Για το οικιακό τιμολόγιο υπάρχει ελάχιστη χρέωση, ενώ το τιμολόγιο επαγγελματικής κατανάλωσης έχει τρεις κλίμακες διαφορετικής κοστολόγησης: 0-1000, 1001-10000, 10001 & άνω m^3 αερίου. Για λόγους γενίκευσης υπάρχει η δυνατότητα κοστολόγησης της παροχής αερίου (σε αντιστοιχία με την ενεργό ισχύ), καθώς επίσης αναπτύσσονται τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των ζωνών τιμολόγησης αντίστοιχα με τα τιμολόγια της ΔΕΗ. Ειδικότερα για την κοστολόγηση μετριέται η ποσότητα του αερίου και η αντίστοιχη μέγιστη παροχή ανά περίοδο τιμολόγησης και ζώνη. Το κόστος της καταναλισκόμενης ποσότητας αερίου περιλαμβάνει το πάγιο, το κόστος ανά m^3 και μία ελάχιστη χρέωση. Η μέγιστη χρεωστέα παροχή έχει το κόστος ανά m^3 /h. Διαμορφώνονται ζώνες και κλίμακες τιμολόγησης. Δίνεται η τεχνική περιγραφή του φυσικού αερίου που παρέχεται, όπως η σύσταση του αερίου, η ανωτέρα και η κατωτέρα θερμογόνος δύναμη και η εταιρεία που προσφέρει το αντίστοιχο τιμολόγιο. Το τιμολόγιο του φυσικού αερίου συνδέεται με τον απλό καταναλωτή μέσω του αντίστοιχου συμβολαίου, όπου καταγράφεται η διάμετρος της παροχής και άλλα τεχνικά στοιχεία.
- *Τιμολόγια Πετρελαίου και λοιπών καυσίμων*: Σ' αυτήν την περίπτωση λόγω έλλειψης δικτύου μετριέται μόνο η ποσότητα του καυσίμου που καταναλώνεται από τον πελάτη στην αντίστοιχη ορισμένη μονάδα. Περιγράφεται το είδος του καυσίμου (π.χ. πετρέλαιο diesel), καταγράφεται η ανωτέρα και η κατωτέρα θερμογόνος δύναμή του, το κόστος ανά μονάδα κατανάλωσης, η εταιρεία που παρέχει το αντίστοιχο καύσιμο. Στα τρία είδη τιμολογίων υπάρχει η δυνατότητα καταγραφής του κόστους του τιμολογίου για διαφορετικές χρονικές περιόδους, καθώς επίσης η δυνατότητα καταχώρησης της ημερομηνίας δημιουργίας του, καταληκτικής ημερομηνίας παραχώρησής του και καταληκτικής ημερομηνίας εφαρμογής του.
- *Απλός Καταναλωτής ή Καταναλωτής-Δείγμα*: Ο απλός καταναλωτής είναι απαραίτητος για τη διαμόρφωση του μέσου-τυπικού καταναλωτή, καθώς από τον απλό προκύπτει ο πληθυσμός του δείγματος για την εύρεση του μέσου. Ουσιαστικά είναι πηγή γνώσης από την οποία αναπτύσσονται στη συνέχεια μοντέλα τελικής χρήσης. Για ένα μέρος των στοιχείων υπάρχουν όλες οι απαραίτητες πληροφορίες για τον πληθυσμό των απλών καταναλωτών, όπως ο τόπος διαμονής, η ηλεκτρική κατανάλωση ανά περίοδο μέτρησης από στοιχεία της Δ.Ε.Η., η αντίστοιχη κατανάλωση φυσικού αερίου από στοιχεία της αντίστοιχης Ε.Π.Α.. Για ορισμένα άλλα στοιχεία, όπως είναι η οικονομική κατάσταση, ο πληθυσμός των μελών οικογένειας ή των υπαλλήλων, το πλήθος και το είδος των μηχανημάτων, η κατανομή φορτίου σε επιμέρους συσκευές για τις διάφορες «τυπικές» ή πραγματικές ημέρες του έτους, υπάρχουν εκτιμήσεις ή μόνο δείγματα.

Ειδικότερα καταγράφονται τα προσωπικά στοιχεία του καταναλωτή (στην περίπτωση που είναι οικιακός), όπως όνομα, επίθετο, ηλικία ως παραγόμενο μέγεθος από ημερομηνία γέννησης, μορφωτικό επίπεδο, οικονομικό επίπεδο, μέλη οικογένειας. Για την περίπτωση μίας εταιρείας ή βιομηχανίας τα αντίστοιχα μεγέθη είναι ο αριθμός και το είδος των υπαλλήλων, εργατών κτλ. ως μέλη μίας «οικογένειας», τα οικονομικά μεγέθη της, η οικονομική της δραστηριότητα σύμφωνα με το ΣΤΑΚΟΔ [40]. Επίσης είναι επιθυμητή η δυνατότητα χαρακτηρισμού του καταναλωτή από την πλευρά του φορέα – χρήστη της βάσης δεδομένων, όπως «αγροτικός», «αστικός» ή «ημιαστικός».

Ως προς τα ενεργειακά χαρακτηριστικά του απλού καταναλωτή πρέπει να καταγραφούν τα αντίστοιχα μεγέθη, όπως η καταναλισκόμενη πραγματική και η άεργος ενέργεια, η μέγιστη ζητούμενη ενεργός ισχύς για τα ηλεκτρικά τιμολόγια, η καταναλισκόμενη ποσότητα αερίου και η αντίστοιχη μέγιστη παροχή για τα τιμολόγια φυσικού αερίου, οι ποσότητες για το πετρέλαιο και τα λοιπά είδη καυσίμου μέσω των αντίστοιχων αποδείξεων. Σε αναλυτικότερη μορφή θα μπορούσαν να ληφθούν αναλυτικές χρονολογικές καμπύλες ενεργού ή άεργου ισχύος, παροχής φυσικού αερίου ή κατανάλωσης πετρελαίου ανά συγκεκριμένο χρονικό βήμα, εφόσον ληφθούν κατάλληλες μετρήσεις, π.χ. με ηλεκτρονικούς μετρητές λαμβάνει η ΔΕΗ ανά 15λέπτο τις αντίστοιχες ισχύες από τους καταναλωτές υψηλής τάσης και από ορισμένους της μέσης.

Η ενεργειακή συμπεριφορά ενός απλού καταναλωτή επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη δομή του κτιρίου στο οποίο στεγάζεται. Γι' αυτό είναι αναγκαία η καταγραφή του είδους του κτιρίου, του εμβαδού, του όγκου, του αριθμού και του είδους δωματίων, του πλήθους των ορόφων, του μέσου συντελεστή θερμοπερατότητας, των θερμικών και των ψυκτικών απωλειών, της ενεργειακής αξιολόγησης των κτιρίων. Επίσης στη βάση δεδομένων καταγράφονται ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των καταναλωτών που δεν είναι πάντα γνωστά εξ αρχής, όπως για τα ξενοδοχεία ο αριθμός κλινών, για τα αεροδρόμια ο αριθμός των συγχρόνως εξυπηρετούμενων αεροπλάνων κτλ..

Όμως ο απλός καταναλωτής καθορίζει τη συμπεριφορά του σε μεγάλο βαθμό από το πλήθος, το είδος, τη χρήση και την ενεργειακή συμπεριφορά των διαφόρων συσκευών που διαθέτει. Εξαιτίας τούτου είναι απαραίτητη η αναφορά των ανωτέρω στοιχείων, καθώς επίσης η βασική τεχνική περιγραφή των μηχανών και των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών φορτίων, εφόσον υπάρχουν. Όλες αυτές οι πληροφορίες συγκεντρώνονται μέσω ερωτηματολογίων ή / και μετρήσεων.

♦ *Μέσος - Τυπικός Καταναλωτής*: Με τη βοήθεια της στατιστικής προκύπτει ο μέσος τυπικός καταναλωτής από τον πληθυσμό των απλών καταναλωτών που έχουν προέλθει με κατάλληλη δειγματοληψία από τον αντίστοιχο συνολικό πληθυσμό. Αυτό είναι αναγκαίο να συμβεί, καθώς δεν είναι οικονομικά βιώσιμο μία επιχείρηση ή μία ρυθμιστική αρχή ενέργειας να καταγράψει όλους τους πελάτες της αναλυτικά με όσα στοιχεία θα μπορούσαν να την ενδιαφέρουν. Ακόμη όμως και αν διαθέτει τα αντίστοιχα δεδομένα, είναι υπολογιστικά ασύμφορο να εξετάσει ξεχωριστά 4,5 εκατομμύρια οικιακούς πελάτες, για να μελετήσει την επίδραση ενός μέτρου ενεργειακής απόδοσης στην αντίστοιχη καμπύλη φορτίου. Σημειώνεται ότι εναλλακτικά ο μέσος καταναλωτής δύναται να οριστεί με βάση την εμπειρία του προσωπικού του φορέα-χρήστη της βάσης δεδομένων, χωρίς τη διαδικασία της δειγματοληψίας του συνολικού πληθυσμού των καταναλωτών.

Ο μέσος καταναλωτής περιγράφεται από τα εξής μέρη: από τα προσωπικά του στοιχεία, το μέσο καταναλωτή ηλεκτρισμού, φυσικού αερίου, πετρελαίου και λοιπών καυσίμων, το μέσο κτίριο του μέσου καταναλωτή και από τις «μέσες» μηχανές που έχει στη διάθεσή του. Ειδικότερα στην περίπτωση του μέσου καταναλωτή ηλεκτρισμού καταγράφονται: το πλήθος δείγματος πελατών που χρησιμοποιήθηκαν, τα είδη τιμολογίων, η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση ενεργού και άεργου ενέργειας, μέγιστης ενεργού και άεργου ισχύος, συμφωνημένης εγκατεστημένης και ζητούμενης ισχύος, συντελεστή ισχύος, συντελεστή φορτίου συνολικά και ανά τιμολογιακή ζώνη (πλην της συμφωνημένης εγκατεστημένης ισχύος) για την περίοδο μελέτης με βάση το επιθυμητό χρονικό βήμα. Επίσης αναφέρονται οι αντίστοιχες χρονολογικές καμπύλες ενεργού και άεργου ισχύος ως μέση τιμή και τυπική απόκλιση ανά ώρα ή άλλο βήμα για συγκεκριμένες ημερομηνίες ή για κάποιες τυπικές μέρες του έτους. Αντίστοιχα διαμορφώνονται τα μέρη του φυσικού αερίου και του πετρελαίου και λοιπών καυσίμων.

Για το μέσο κτίριο του μέσου καταναλωτή πέρα του είδους κτιρίου, της μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης του συνολικού όγκου, του θερμαινόμενου ή υπό ψύξη όγκου κτιρίου, των αντίστοιχων εμβαδών, του αριθμού των ορόφων κα., λαμβάνεται μέριμνα για την περιγραφή των πρόσθετων στοιχείων κάθε είδους κτιρίου, όπως για τον αριθμό κλινών για τα ξενοδοχεία, καθώς και για την ενεργειακή αξιολόγηση των κτιρίου. Ακόμη συνδέεται κατάλληλα με τα μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας, που μπορούν να εφαρμοστούν σε κτίρια. Όσον αφορά τις «μέσες» μηχανές, οι οποίες μπορούν να λειτουργήσουν και αυτόνομα, υλοποιείται η σύνδεσή τους με τους μέσους καταναλωτές.

Περιγράφονται δε τα προσωπικά στοιχεία του μέσου καταναλωτή που αφορούν το οικονομικό, το μορφωτικό επίπεδό του, το είδος της αντίστοιχης οικονομικής δραστηριότητας του, το μέσο πλήθος και την αντίστοιχη τυπική απόκλιση των μελών της αντίστοιχης οικογένειας, αν πρόκειται για κατοικία, ή των υπαλλήλων, αν πρόκειται για επιχείρηση.

♦ *Κριτήρια διαμόρφωσης μέσου τυπικού καταναλωτή*: Κατά τη δειγματοληψία που πραγματοποιείται για να προκύψουν οι μέσοι καταναλωτές, μπορούν να εφαρμοστούν κριτήρια στα αντίστοιχα μέρη του μέσου

τυπικού καταναλωτή. Στην περίπτωση των κριτηρίων του μέσου καταναλωτή ηλεκτρισμού μπορούν να οριστούν τα είδη τιμολογίων, το ανώτερο και κατώτερο όριο ενεργού και άεργου ενέργειας, μέγιστης ενεργού και άεργου ισχύος, συμφωνημένης εγκατεστημένης και ζητούμενης ισχύος, συντελεστή ισχύος, συντελεστή φορτίου συνολικά και ανά τιμολογιακή ζώνη (πλην της συμφωνημένης εγκατεστημένης ισχύος) για την περίοδο μελέτης. Επίσης είναι δυνατό να καταγραφούν οι ανώτερες και οι κατώτερες τιμές των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών ενεργού και άεργου ισχύος με κατάλληλο χρονικό βήμα για συγκεκριμένες ημερομηνίες ή για κάποιες τυπικές μέρες του έτους. Αντίστοιχα διαμορφώνονται τα μέρη του φυσικού αερίου, του πετρελαίου και λοιπών καυσίμων, των προσωπικών στοιχείων, των κτιριακών στοιχείων και των μέσων μηχανών. Ειδικά για τις μηχανές προβλέπεται η ανάπτυξη κριτηρίων για τα επιμέρους τμήματά τους. Είναι αναγκαίο να επιτρέπεται ο κατάλληλος λογικός συνδυασμός κριτηρίων, όπως η σύγχρονη ικανοποίηση κριτηρίων του μέσου ηλεκτρικού καταναλωτή και του μέσου καταναλωτή φυσικού αερίου ή η εναλλακτική τους εφαρμογή (λογικό «και» και λογικό «ή» αντίστοιχα).

♦ *Αλλαγές διαμόρφωσης μέσου τυπικού καταναλωτή*: Κατά το πέρασμα των χρόνων είναι δυνατή η αλλαγή της συμπεριφοράς ορισμένων τυπικών καταναλωτών. Το σύνολο των αλλαγών περιγράφεται με δομές αντίστοιχες των κριτηρίων του μέσου καταναλωτή. Στην περίπτωση των αλλαγών του μέσου καταναλωτή ηλεκτρισμού μπορεί να οριστεί η μετάβαση από το ένα είδος τιμολογίου σε άλλο, τα ανώτερα και τα κατώτερα όρια αλλαγής ενεργού και άεργου ενέργειας, μέγιστης ενεργού και άεργου ισχύος, συμφωνημένης εγκατεστημένης και ζητούμενης ισχύος, συντελεστή ισχύος, συντελεστή φορτίου συνολικά και ανά τιμολογιακή ζώνη (πλην της συμφωνημένης εγκατεστημένης ισχύος) για την περίοδο μελέτης. Εναλλακτικά μπορεί να εφαρμοστεί ο λόγος μεταβολής της μέσης τιμής και της τυπικής απόκλισης των αντιστοίχων μεγεθών. Επίσης είναι δυνατό να καταγραφούν οι ανώτερες και οι κατώτερες τιμές αλλαγής των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών ενεργού και άεργου ισχύος με κατάλληλο χρονικό βήμα για συγκεκριμένες ημερομηνίες ή για κάποιες τυπικές μέρες του έτους. Τέλος υπάρχει ένα ποσοστό διείσδυσης, το οποίο, αν ενεργοποιηθεί, αφορά το ποσοστό του πληθυσμού στο οποίο θα εφαρμοστούν αυτές οι αλλαγές. Ανάλογα διαμορφώνονται τα μέρη των αλλαγών του μέσου καταναλωτή του φυσικού αερίου, του πετρελαίου και των λοιπών καυσίμων, των προσωπικών στοιχείων, των κτιριακών στοιχείων και των μέσων μηχανών. Επίσης είναι δυνατό να ληφθούν στοιχεία διείσδυσης νέων συσκευών ή αντικατάστασης παλαιών, ώστε να διαμορφωθεί η μελλοντική μορφή του εκάστοτε μέσου καταναλωτή.

♦ *Μηχανή – Συσκευή*: Αποτελεί βασικό ενεργειακό στοιχείο τόσο για έναν καταναλωτή, όσο και για τα μοντέλα τελικής ζήτησης, εφόσον υπάρχουν όλες οι απαραίτητες πληροφορίες. Πέρα από τη δυνατότητα της γενικής της περιγραφής (όνομα, είδος μηχανής, συνολική ονομαστική ισχύς εισόδου και εξόδου, βαθμός ενεργειακής απόδοσης, ημερομηνία κατασκευής, ημερομηνία λειτουργίας, διάρκεια ζωής) παρέχεται η ανάλυση της συσκευής σε επιμέρους τμήματα. Συγκεκριμένα περιγράφονται:

- το ηλεκτρικό μέρος, που δίνεται έμφαση στα αντίστοιχα ονομαστικά στοιχεία της μηχανής, όπως είναι τάση, συχνότητα, ονομαστική ενεργός ισχύς, συντελεστής ισχύος, τυπικές καμπύλες λειτουργίας κινητήρα, και γενικές πληροφορίες, όπως είδος ηλεκτρικής μηχανής (σύγχρονη, επαγωγής, συνεχούς κτλ.), κατηγορία ψύξης, βασικής προστασίας κα..
- το θερμικό μέρος με έμφαση στα αντίστοιχα ονομαστικά στοιχεία του, όπως είναι ελάχιστη, ονομαστική και μέγιστη ονομαστική ισχύς εισόδου και εξόδου, ονομαστικός συντελεστής ενεργειακής απόδοσης. Επίσης περιγράφονται ορισμένα βασικά στοιχεία της θερμικής μηχανής, ώστε να είναι δυνατή η περιγραφή βασικών μερών των σταθμών παραγωγής, όπως λέβητα, εναλλάκτη, καυστήρα, στρόβιλο, συμπιεστή κτλ.
- το μηχανικό μέρος, που πέρα από τα αντίστοιχα ονομαστικά στοιχεία του (όμοια με του θερμικού), περιγράφονται ορισμένες χαρακτηριστικές συσκευές, όπως ανελκυστήρες, μηχανικοί μετατροπείς ενέργειας (ταινίες κτλ.), αντλίες κα..
- το ανανεώσιμο μέρος αποτελούμενο από επιμέρους τμήματα, δηλαδή το γεωθερμικό, το αιολικό, το φωτοηλεκτρικό, το υδροηλεκτρικό, των θαλασσίων κυμάτων, της βιομάζας και των κελιών καυσίμων. Στο γεωθερμικό τμήμα περιγράφεται η επιλογή σωλήνων, η διάταξη και η ψυκτική / θερμική ικανότητα του εδάφους. Στο αιολικό τμήμα περιέχονται τα μηχανολογικά στοιχεία της ανεμογεννήτριας –τύπος ανεμογεννήτριας, τρόπος ελέγχου, πολλαπλασιαστής στροφών κτλ. [41]. Στο τμήμα των φωτοβολταϊκών περιγράφονται τα στοιχεία του αντίστοιχου μοντέλου φωτοηλεκτρικού κελιού, το πλήθος κελιών εν σειρά και παράλληλα για το σχηματισμό της αντίστοιχης μονάδας [41]. Αντίστοιχα το τμήμα των κυψελών καυσίμου μοντελοποιείται κατά [42] ως προς τα στοιχεία ανόδου, καθόδου, μήκη ηλεκτροδίων κτλ., ενώ για το κυκλωματικό ισοδύναμο χρησιμοποιούνται τα αντίστοιχα στοιχεία του φωτοηλεκτρικού κελιού. Για το

υδροηλεκτρικό μέρος περιγράφονται τα χαρακτηριστικά των φραγμάτων, του ταμιευτήρα, των χαρακτηριστικών υψών των φραγμάτων, των υδροστροβίλων κα.[43]. Στα ίδια ουσιαστικά στοιχεία βασίζεται και η ηλεκτρική παραγωγή θαλασσίων κυμάτων με καταγραφή ονομαστικών στοιχείων παλίρροιας. Ενώ το τμήμα της βιομάζας μοντελοποιείται κατά [43] βασιζόμενο σε ονομαστικά μεγέθη απορριμμάτων, σύστασή τους, χωνευτηρίων, χρόνου ανταπόκρισης κα. Για όλα τα τμήματα καταγράφονται συγκεντρωτικά τα αντίστοιχα ονομαστικά στοιχεία του ανανεώσιμου μέρους (όμοια με του θερμικού μέρους).

- το μέρος καυσίμου, που καταγράφεται η ονομαστική ποσότητα κατανάλωσης φυσικού αερίου, πετρελαίου ή άλλων καυσίμων για συγκεκριμένο χρόνο αναφοράς.
- το μέρος παραγωγής, όπου καθορίζονται τα παραγόμενα προϊόντα από τη δραστηριότητα της συγκεκριμένης μηχανής, καθώς επίσης και οι αντίστοιχες ποσότητές τους στον αντίστοιχο χρόνο αναφοράς.
- το μέρος καυσαερίων, όπου καθορίζονται το είδος και οι ποσότητες παραγόμενων καυσαερίων από τη λειτουργία της συγκεκριμένης μηχανής στον αντίστοιχο χρόνο αναφοράς.
- οι συνολικές διαστάσεις της μηχανής και το βάρος της,
- η ενεργειακή της συμπεριφορά με βάση την αντίστοιχη κατηγοριοποίηση ενεργειακής συμπεριφοράς της Ευρωπαϊκής Ένωσης [44].

Παράλληλα είναι αναγκαία η δυνατότητα καταγραφής χρονολογικών καμπυλών φορτίου, κατανάλωσης καυσίμου ή παραγωγής προϊόντων συνολικά ή για μέρος της μηχανής (μετρήσιμων ή μέσων τιμών και τυπικών αποκλίσεων με δειγματοληψία, για συγκεκριμένες ημερομηνίες ή για τυπικές μέρες). Η μηχανή συνδέεται τόσο με τον απλό, όσο και με το μέσο καταναλωτή, ενώ αποτελεί την πηγή δεδομένων για τη μέση τυπική μηχανή.

♦ *Μέση Τυπική Μηχανή – Συσκευή*: Η μέση τυπική μηχανή προκύπτει από δειγματοληψία του πληθυσμού των μηχανών που ανήκουν σε απλούς καταναλωτές ή από κατάλληλο ορισμό από τους χρήστες. Περιγράφεται από το είδος της μηχανής, τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση της ονομαστικής ισχύος εισόδου και εξόδου, του αντίστοιχου συντελεστή ενεργειακής απόδοσης, του αριθμού όμοιων μονάδων ανά μέσο καταναλωτή, τα πλήθη δείγματος μηχανών και καταναλωτών. Δίνεται η δυνατότητα καταγραφής των στοιχείων των ιδιαίτερων μερών της μηχανής, δηλαδή του ηλεκτρικού, του θερμικού, του μηχανικού, του ανανεώσιμου, της κατανάλωσης καυσίμου και της παραγωγής προϊόντων. Για το ηλεκτρικό μέρος δίνονται η ονομαστική συχνότητα, το επίπεδο τάσης, η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση της ονομαστικής ενεργού και φαινόμενης ισχύος εισόδου, της ισχύος εξόδου, του βαθμού ενεργειακής απόδοσης, του συντελεστή ισχύος και γενικές πληροφορίες, όπως είδος ηλεκτρικής μηχανής, κατηγορία βασικής προστασίας κα.. Αντίστοιχα διαμορφώνονται και τα υπόλοιπα μέρη. Λαμβάνεται μέριμνα για την περιγραφή της ενεργειακής αξιολόγησης των μέσων μηχανών, για τις μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις πρόσθετων στοιχείων και για τη μέση λειτουργική κατάσταση τόσο της μηχανής, όσο και των μερών της.

♦ *Αξιολόγηση Ενεργειακής Συμπεριφοράς Κτιρίων και Μηχανών*: Η αξιολόγηση της ενεργειακής συμπεριφοράς των κτιρίων πραγματοποιείται μέσω του κανονισμού ορθολογικής χρήσης και εξοικονόμησης ενέργειας (Κ.Ο.Χ.Ε.Ε.) [45] λαμβάνοντας υπόψη ορισμένα πρόσθετα χαρακτηριστικά μεγέθη των κτιρίων, όπως το μέσο συντελεστή θερμοπερατότητας, ο οποίος δεν υπερβαίνει συγκεκριμένες τιμές ανάλογα με το λόγο εμβαδού /όγκου του κτιρίου (προς περιορισμό των θερμικών και των ψυκτικών απωλειών του) σε συνάρτηση με τις γεωγραφικές περιοχές και τις αντίστοιχες μέσες κλιματικές συνθήκες. Ακόμη η ενεργειακή αξιολόγηση των μηχανών βασίζεται σε πρόσθετα μεγέθη των μηχανών με βάση τις αντίστοιχες κοινοτικές οδηγίες, ώστε να προκύψει η ετικέτα με τη συνολική ταξινόμηση επτά επιπέδων (από Α ως G [44]). Τέτοια στοιχεία εφαρμόζονται για απλές ηλεκτρικές συσκευές. Επίσης αντίστοιχοι περιορισμοί απόδοσης δίνονται και για θερμικές συσκευές, π.χ. για νέους λέβητες θέρμανσης ο συντελεστής ενεργειακής απόδοσης πρέπει να είναι μεγαλύτερος του 90% κατά DIN 4702 ή από αντίστοιχους κανονισμούς του ΕΛΟΤ.

♦ *Μηχανισμοί και Προγράμματα Ενεργειακής Αποδοτικότητας*: Ο μηχανισμός είναι η πρωτοβουλία που στοχεύει να ξεπεράσει τους περιορισμούς πολιτικής και προγράμματος, οι οποίοι αποτρέπουν την οικονομική αποτελεσματικότητα των μέτρων διαχείρισης φορτίου, των δραστηριοτήτων ενεργειακής απόδοσης και την επίτευξη των εθνικών στόχων για την ενέργεια. Οι μηχανισμοί βοηθούν στην εφαρμογή προγραμμάτων, αλλά στοχεύουν στους οργανισμούς που αναπτύσσουν και εφαρμόζουν τα προγράμματα. Αντίθετα τα προγράμματα διαχείρισης φορτίου και ενεργειακής απόδοσης είναι συγκεκριμένες ενέργειες που αναλαμβάνονται από τις επιχειρήσεις ηλεκτρισμού κα., με στόχο τη διαμόρφωση της ενεργειακής συμπεριφοράς του καταναλωτή. Τα προγράμματα απευθύνονται στους τελικούς χρήστες ενέργειας, σε αντίθεση με τους μηχανισμούς που απευθύνονται σε εκείνους που διαμορφώνουν και αναπτύσσουν τα προγράμματα. Οι μηχανισμοί

αναπτύχθηκαν με βάση τα πρότυπα του Διεθνή Οργανισμού Ενέργειας (IEA) [46-47] και περιγράφονται στη βάση δεδομένων: από τον ορισμό τους, τις επιπτώσεις τους στην αναδιαμόρφωση της δομής των ηλεκτρικών εταιρειών, τους περιορισμούς τους, τη χρηματοδότησή τους, τις επιδράσεις τους, την προηγούμενη εμπειρία, τις προϋποθέσεις και τις συνθήκες ανάπτυξής τους, τα προβλήματά τους, τα μέρη που συμμετέχουν για την προώθηση, την αρχικοποίηση, την ανάπτυξη, την εφαρμογή τους.

Τα προγράμματα ή αλλιώς τα μέτρα ενεργειακής αποδοτικότητας είναι η υλοποίηση των παραπάνω μηχανισμών. Διακρίνονται στα μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας και διαχείρισης φορτίου: για κτίρια, μηχανές και συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Για τα κτίρια αναφέρονται στις δομικές μονάδες των μέσων καταναλωτών λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά τους μεγέθη, όπως μεταβολή του συντελεστή θερμοπερατότητας με προσθήκη διπλού υαλοστασίου. Στη συνέχεια με χρήση αντίστοιχου αλγορίθμου υπολογίζονται οι επιπτώσεις στη συνολική ετήσια ζητούμενη ενέργεια ή /και στις χρονολογικές καμπύλες ισχύος των τυπικών ημερών, τα οποία και καταγράφονται. Αντίστοιχα συμβαίνει και στις μηχανές με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους, όπως μόνωση θερμοσίφωνα κτλ.. Για τα μέτρα που αφορούν το σύστημα, όπως αλλαγή χρήσης μορφής ενέργειας κτλ., λαμβάνεται πρόνοια για τη μετατροπή των ηλεκτρικών φορτίων σε φυσικού αερίου, από φυσικό αέριο σε πετρελαίου - λοιπών καυσίμων, από πετρέλαιο σε ηλεκτρικά ή τα αντίστροφα όλων των παραπάνω. Σε όλες τις περιπτώσεις μπορούν να βρεθούν τα κόστη των μερών που συμμετέχουν (ή που δεν συμμετέχουν), να περιγραφούν τα βασικά μεγέθη που τα επηρεάζουν, οι επιπτώσεις τους κτλ., όπως συμβαίνει και με τους μηχανισμούς.

- *Λοιπά Στοιχεία*: Τα υπόλοιπα στοιχεία που πρέπει να περιέχει η βάση δεδομένων είναι γεωγραφικές περιοχές, στατιστικοί δείκτες, προγράμματα και μετεωρολογικά δεδομένα. Οι γεωγραφικές περιοχές περιγράφονται ουσιαστικά από τα γενικά στοιχεία της επαρχίας, της πόλης - κωμόπολης-χωριού, του δήμου-κοινότητας, της γειτονιάς και των «προσωπικών» στοιχείων ενός απλού καταναλωτή (δρόμος και αριθμός). Με τα ίδια γενικά στοιχεία υλοποιείται τόσο ο γεωγραφικός προσδιορισμός του μέσου καταναλωτή, όσο και ο γεωγραφικός προσδιορισμός των τιμολογίων, αφού διαφοροποιημένα τιμολόγια εφαρμόζονται σε ορισμένες περιοχές της χώρας π.χ. τιμολόγια φυσικού αερίου, ενώ σε άλλες περιπτώσεις υπάρχουν μικρές διαφοροποιήσεις, όπως στα ηλεκτρικά τιμολόγια ως προς τις ώρες των διαφόρων ζωνών. Επιπλέον αναγκαία στοιχεία είναι διάφοροι στατιστικοί δείκτες, όπως στατιστικός δείκτης παραγωγής πετρελαίου ή τροφίμων και ποτών κα., καθώς είναι απαραίτητα για μοντέλα μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας. Γι' αυτό πρέπει να δίνεται ο ορισμός κάθε τέτοιου δείκτη, όπως επίσης και οι τιμές του σε διαφορετικές χρονικές περιόδους. Για τα μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου είναι αναγκαία η γνώση μετεωρολογικών δεδομένων, οπότε διαμορφώνονται αντίστοιχα συστήματα καταγραφής μετεωρολογικών σταθμών και των αντίστοιχων μετρήσεων τους. Πρέπει να υπάρχει υποδομή καταγραφής των διαφόρων αλγορίθμων που δύνανται να εκτελεστούν, τόσο ως προς το εκτελέσιμο αρχείο, όσο και ως προς την τεχνική περιγραφή. Ακόμη πρέπει να είναι δυνατή η εύκολη ένταξη αλγορίθμων αξιοποίησης των στοιχείων της βάσης δεδομένων, όπως για την περίπτωση του ηλεκτρικού δικτύου εκτέλεσης ροής φορτίου, εύρεσης ρευμάτων βραχυκύκλωσης κα. ή για την περίπτωση των μέσων καταναλωτών ανάπτυξης μοντέλων τελικής ζήτησης φορτίου.

Α.4.3. Εννοιολογικός και Λογικός Σχεδιασμός της Βάσης Δεδομένων

Α.4.3.1. Σύγκριση των μοντέλων δεδομένων για συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας

Ένα από τα πιο δύσκολα σημεία κατά τη διαμόρφωση βάσεων δεδομένων είναι η κατάλληλη επιλογή του μοντέλου δεδομένων. Για την επίλυση αυτού του ζητήματος οι Martire and Nutall [8] υποθέτουν ότι μελετούν τη μοντελοποίηση ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και ειδικότερα ενός μετασχηματιστή τριών τυλιγμάτων (έστω Τ1). Το σύστημα αποτελεί μέρος ενός υποσταθμού Υ1. Σε μία ιεραρχική βάση δεδομένων ο γονέας του μετασχηματιστή είναι ο υποσταθμός. Οι υπόλοιπες δομές επιτρέπουν επίσης τον παραπάνω συσχετισμό. Επεκτείνοντας το μοντέλο θεωρούν πως επιδιώκεται η συσχέτιση διαφορετικών υποσταθμών για κάθε επίπεδο τάσης εντός του αρχικού υποσταθμού. Οι νέοι αυτοί υποσταθμοί παρουσιάζονται με τρία διαφορετικά ονόματα (Υ1_1, Υ1_2 και Υ1_3), με συνέπεια να προκαλείται το εξής πρόβλημα: Ο μετασχηματιστής ανατίθεται κατά βούληση σε έναν από τους παραπάνω τρεις υποσταθμούς, με αποτέλεσμα να μην μπορεί να αναζητηθεί σε καμία από τις λίστες εξοπλισμού των υπόλοιπων υποσταθμών, πέραν αυτής του επιλεγμένου. Εξάλλου, είναι δυνατή η προσομοίωση του αρχικού μετασχηματιστή με μετασχηματιστές δύο τυλίξεων με μία κοινή κεντρική σύνδεση. Σ' αυτήν την περίπτωση όμως, τίθενται στο μοντέλο στοιχεία που απλά δεν υφίστανται. Σε μία δικτυακή βάση δεδομένων είναι δυνατό να επεκταθεί ο ορισμός του

μετασχηματιστή έτσι, ώστε να περιλαμβάνει τρεις αναφορές, μία για κάθε επίπεδο τάσης. Αν όμως η επιχείρηση ηλεκτρισμού αποφασίσει να προμηθευτεί νέους μετασχηματιστές τεσσάρων τυλιγμάτων, λόγω του χαρακτήρα των δικτυακών βάσεων δεδομένων, ο οποίος δεν επιτρέπει αλλαγές, θα απαιτηθεί επανασχεδιασμός της έτσι, ώστε να ληφθούν υπόψη οι νέοι μετασχηματιστές. Επιπλέον όμως θα πρέπει να επανασχεδιαστούν και όλες οι εφαρμογές που έχουν αναπτυχθεί βασιζόμενες στην παραπάνω βάση. Σε μια σχεσιακή βάση δεδομένων ο σχεδιασμός στηρίζεται σε κανονικοποίηση μέσω της οποίας επιτρέπεται η αναγνώριση ενός μετασχηματιστή με πολλαπλά τυλίγματα. Οι ίδιες οι σχέσεις μεταξύ των μετασχηματιστών και των υποσταθμών αποτελούν ξεχωριστή οντότητα και τίθενται σε έναν πίνακα του οποίου κάθε στήλη απεικονίζει μία "σχέση" μετασχηματιστή – υποσταθμού. Δηλαδή ουσιαστικά υλοποιείται μία συσχέτιση M:N. Σε μια αντικειμενοστρεφή προσέγγιση η δήλωση κάθε μετασχηματιστή περιλαμβάνει και έναν πίνακα με αντίστοιχους συσχετισμούς.

Οι διαφορές μεταξύ των μοντέλων γίνονται έκδηλες μόλις παρουσιαστεί η ανάγκη να προστεθεί κάποια νέα σχέση, η οποία δεν είχε ληφθεί υπόψη κατά το σχεδιασμό της βάσης δεδομένων. Για παράδειγμα έστω ότι χρειάζεται να παρακολουθηθεί η εργασία αλλαγής λόγου τυλιγμάτων σε κάθε μετασχηματιστή και να κρατηθούν στοιχεία σχετικά με την αξιοπιστία κάθε είδους τυλιγμάτων. Οι διάφοροι τύποι αλλαγής τυλιγμάτων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν είναι σαφώς λιγότεροι σε πλήθος από τους μετασχηματιστές, αφού κάθε κατασκευαστής τείνει να χρησιμοποιεί τυποποιημένα μοντέλα. Εδώ φαίνεται πόσο υπερέχουν οι σχεσιακές βάσεις δεδομένων. Νέοι πίνακες-οντότητες μπορούν να δημιουργηθούν στους οποίους αφ' ενός θα καταγραφούν τα είδη αλλαγής τυλιγμάτων, αφετέρου θα αντιστοιχηθούν οι τύποι αλλαγής τυλιγμάτων-μετασχηματιστή. Η όλη εργασία θα πραγματοποιηθεί χωρίς να απαιτείται η οποιαδήποτε αλλαγή στη δομή της βάσης, αλλά και στις εφαρμογές που χρησιμοποιούν τη βάση αυτή. Στο ιεραρχικό μοντέλο ο τύπος αλλαγής τυλιγμάτων θα αποτελούσε παιδί κάθε μετασχηματιστή, κάτι που θα άλλαζε τη δομή της βάσης. Εναλλακτικά θα ήταν δυνατή η δημιουργία ενός πίνακα με τους τύπους αλλαγής τυλιγμάτων, τότε όμως θα έπρεπε να τροποποιηθεί κατάλληλα και ο ορισμός του μετασχηματιστή, ώστε να συμπεριλάβει και μία αναφορά στον παραπάνω πίνακα. Ομοίως στην αντικειμενοστρεφή θεώρηση θα έπρεπε να προστεθεί ένας ορισμός για τους τύπους τυλιγμάτων και να τροποποιηθεί κατάλληλα ο ορισμός του μετασχηματιστή, ώστε να συμπεριληφθούν οι αναφορές στο είδος του μηχανισμού αλλαγής τυλιγμάτων.

Από τα παραπάνω είναι φανερό πως το καλύτερο μοντέλο για την αναπαράσταση ενός σύνθετου και μεταβλητού συστήματος είναι το σχεσιακό. Δυστυχώς όμως η εναλλαγή σχέσεων μεταξύ των πινάκων καθιστά τη βάση δεδομένων προβληματική από πλευράς απόδοσης. Αντί αυτού η αντικειμενοστρεφής θεώρηση παρέχει τη δυνατότητα καλής προσαρμογής σε μεταβλητό περιβάλλον (μικρές αλλαγές απαιτούνται στη δομή της), ενώ παράλληλα προσφέρει ένα μικρότερο και συνεπώς ταχύτερο μοντέλο πληροφοριών. Γι' αυτό προτιμάται για περιπτώσεις απλών μοντέλων, τα οποία και απαιτούνται για ένα σύστημα ανταπόκρισης σε πραγματικό χρόνο κατά τους Martire and Nutall [8]. Στην παρούσα περίπτωση όμως δεν κατασκευάζεται μία βάση δεδομένων που θα ανταποκρίνεται σε πραγματικό χρόνο για προβλήματα που αντιμετωπίζονται σε ένα κέντρο ελέγχου ενέργειας που υποστηρίζει SCADA κτλ.. Αντίθετα είναι ένα βοηθητικό εργαλείο για την εκτίμηση του φορτίου του συστήματος. Λόγω της περίπλοκης δομής και για να υπάρχει σχετική ελευθερία στη διαμόρφωση της βάσης δεδομένων επιλέχθηκε το σχεσιακό μοντέλο.

Α.4.3.2. Εργαλεία σχεδιασμού και υλοποίησης βάσης δεδομένων

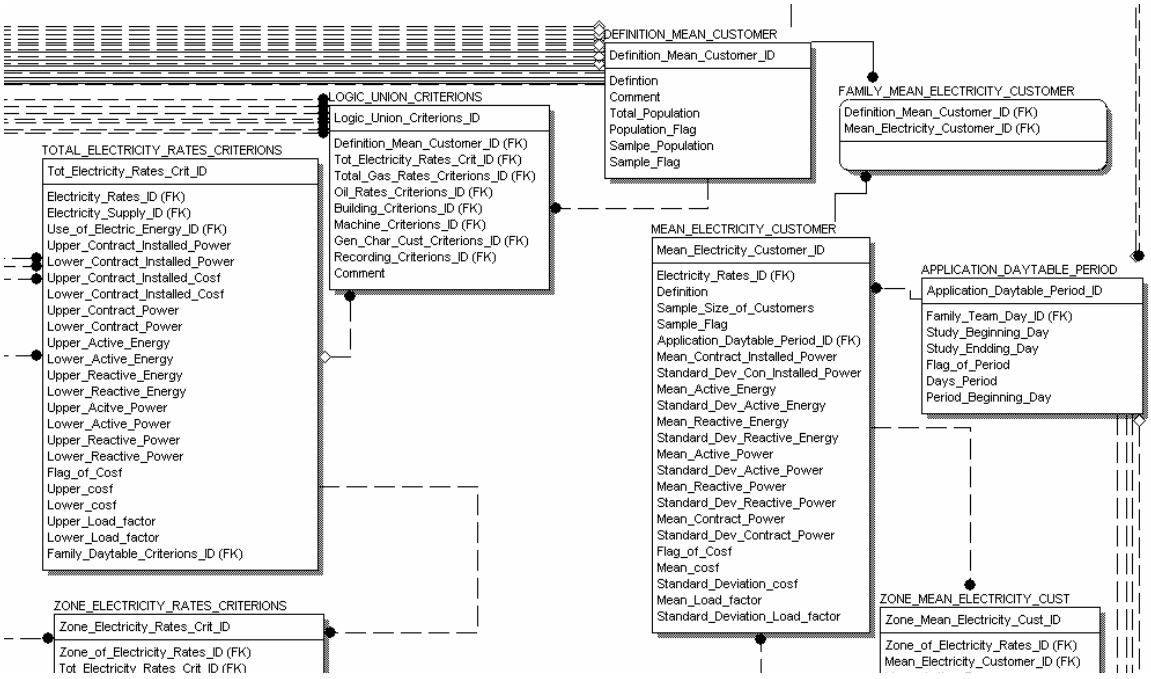
Λόγω της αρκετά σύνθετης βάσης δεδομένων χρησιμοποιείται κατάλληλο βοηθητικό προγραμματιστικό εργαλείο (ERWIN 3.5 [48]) για την αναπαράσταση της βάσης. Από τον εννοιολογικό σχεδιασμό της προκύπτει ότι η ολοκληρωμένη περιγραφή της απαιτεί ένα πλήθος τύπων οντοτήτων ίσο με 647 και αντίστοιχο αριθμό διαφόρων συσχετίσεων ίσο με 1345. Το σύστημα διαχείρισης της βάσης δεδομένων είναι η ORACLE 9.0, καθώς το μέγεθος της βάσης είναι αρκετά μεγάλο για να χρησιμοποιηθεί ένα απλό ΣΔΒΔ τύπου Access. Η γλώσσα βάσης δεδομένων είναι η SQL, που είναι η κλασικότερη γλώσσα για τα σχεσιακά μοντέλα και υποστηρίζεται από το προαναφερθέν ΣΔΒΔ. Η φιλόξενη γλώσσα είναι η Visual Basic, η οποία διακρίνεται για την ταχύτητά της, το πλήθος των προγραμματιστικών δυνατοτήτων που διαθέτει, την ευκολία μάθησής της και την πλούσια βιβλιοθήκη εργαλείων για το σχηματισμό παραθυρικού περιβάλλοντος διεπαφών. Τα δύο τελευταία έπαιξαν καταλυτικό ρόλο στην επιλογή της έναντι της Java και της C++. Για τα γραφήματα συνεργάζεται με το προγραμματιστικό πακέτο MATLAB 6.5. Σημειώνεται ότι η αναλυτική περιγραφή του μοντέλου της βάσης δεδομένων δεν είναι δυνατή εντός του παρόντος κεφαλαίου λόγω του

μεγέθούς τους [49]. Απλώς στη συνέχεια θα δοθούν ορισμένα παραδείγματα προς επισήμανση χαρακτηριστικών σημείων - δυσκολιών.

Α.4.3.3. Παραδείγματα του σχεσιακού μοντέλου της βάσης δεδομένων

Στο σχήμα Α.2 παρουσιάζεται η δομή του ορισμού του μέσου καταναλωτή και η συσχέτισή του τόσο με το μέσο ηλεκτρικό καταναλωτή, όσο και με τα κριτήρια του ηλεκτρικού τιμολογίου. Με τη χρήση της οντότητας οικογένειας μέσου ηλεκτρικού καταναλωτή με τον αντίστοιχο μέσο (*FAMILY_MEAN_ELECTRICITY_ CUSTOMER*) είναι δυνατός ο επιμέρους διαχωρισμός του μέσου καταναλωτή σε ορισμένους μέσους ηλεκτρικούς με βάση το είδος του ηλεκτρικού τους τιμολογίου. Επίσης με τη χρήση της οντότητας της λογικής ένωσης κριτηρίων (*LOGIC_UNION_CRITERIONS*) είναι δυνατή η υλοποίηση διάφορων σύνθετων κριτηρίων. Αν είναι επιθυμητό για τον ίδιο μέσο καταναλωτή να ικανοποιείται ένας συνδυασμός δύο εναλλακτικών κριτηρίων ηλεκτρικού τιμολογίου, έστω *Α* και *Β*, συγχρόνως με ένα κριτήριο τιμολογίου φυσικού αερίου, έστω *Φ*, τότε θα γίνουν δύο καταχωρήσεις στην αντίστοιχη λογική ένωση: *Α-Φ, Β-Φ*. Οπότε θα περιλαμβάνονται οι πελάτες που ικανοποιούν είτε τα κριτήρια *Α* και *Φ* συγχρόνως, είτε *Β* και *Φ*.

Επισημαίνεται ότι οι συσχετίσεις 0,1:N απεικονίζονται με διακοπτόμενη γραμμή με έναρξη ρόμβο και λήξη μαύρη τελεία, οι συσχετίσεις 1:N ξένων υποχρεωτικών κλειδιών με διακοπτόμενη γραμμή με έναρξη άνευ ιδιαίτερου χαρακτηριστικού και λήξη μαύρη τελεία και οι συσχετίσεις 1:N πρωτευόντων υποχρεωτικών κλειδιών με συνεχή γραμμή με έναρξη άνευ ιδιαίτερου χαρακτηριστικού και λήξη μαύρη τελεία. Στην πρώτη περίπτωση ανήκει η συσχέτιση των συνολικών κριτηρίων ηλεκτρικών τιμολογίων με τη λογική ένωση κριτηρίων, στη δεύτερη η συσχέτιση των συνολικών κριτηρίων ηλεκτρικών τιμολογίων με τα κριτήρια ζωνών ηλεκτρικών τιμολογίων και στην τρίτη η συσχέτιση του ορισμού του μέσου καταναλωτή με την οικογένεια μέσου ηλεκτρικού καταναλωτή με τον αντίστοιχο μέσο.

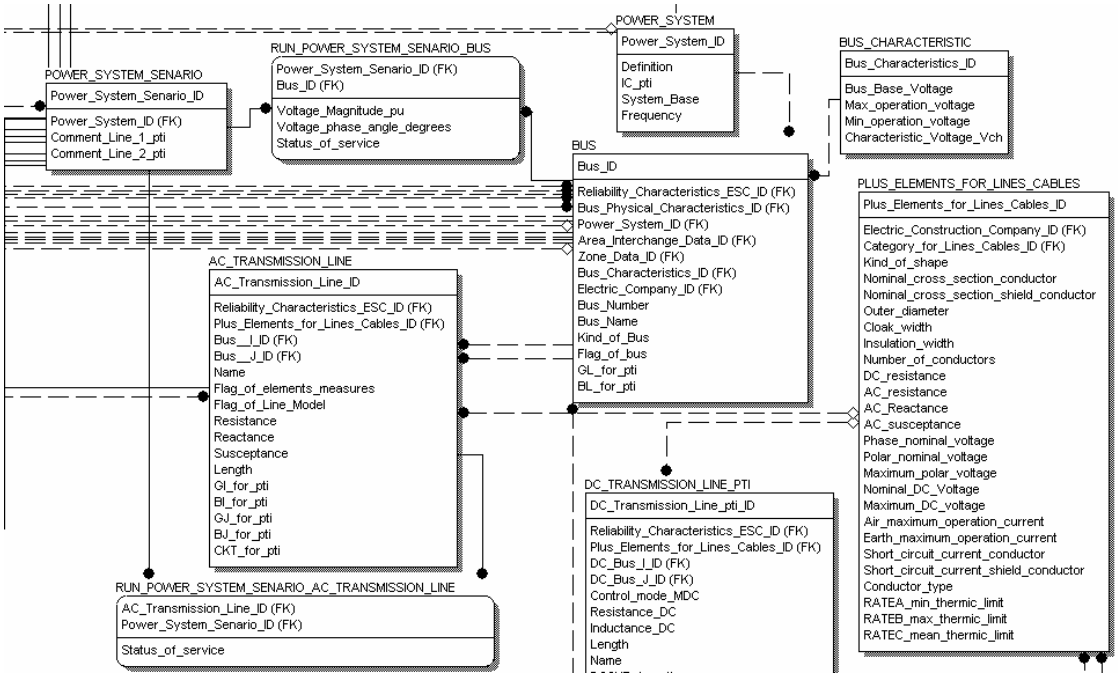


Σχήμα Α.2: Παράδειγμα δομής ορισμού του μέσου καταναλωτή και συσχέτισής του με το μέσο ηλεκτρικό καταναλωτή και με τα κριτήρια του ηλεκτρικού τιμολογίου

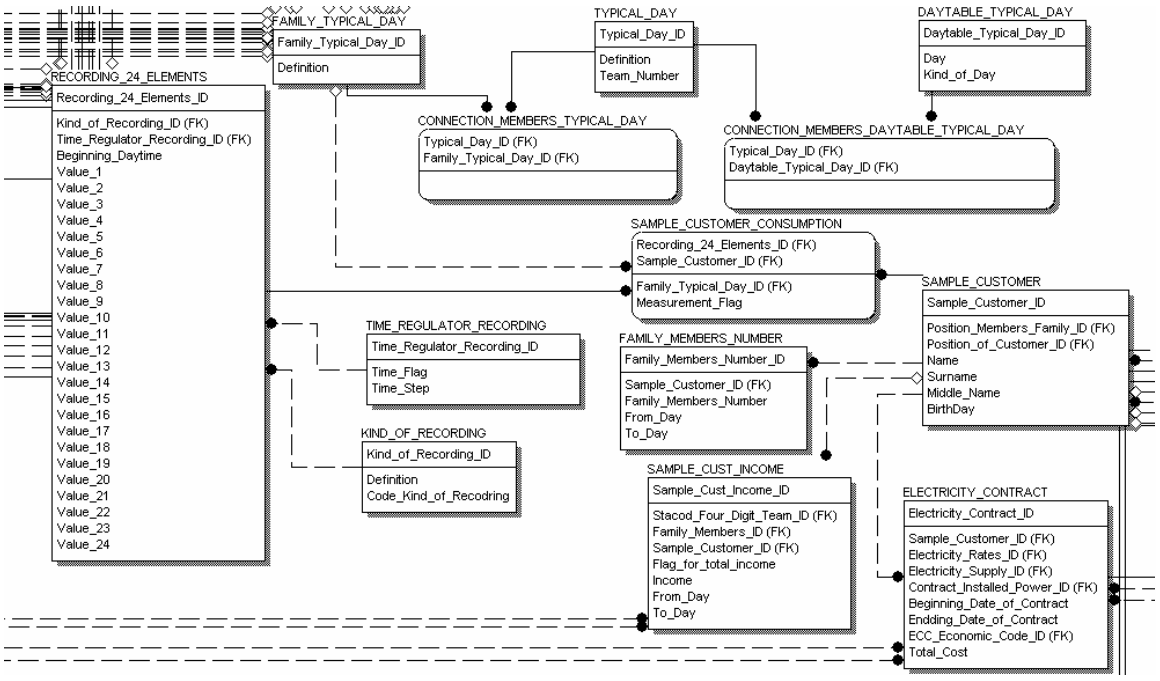
Στο σχήμα Α.3 απεικονίζεται ένα τμήμα της ΒΔ για το ηλεκτρικό δίκτυο, όπου παρατηρείται ο τρόπος υλοποίησης της αποθήκευσης ενός συγκεκριμένου σεναρίου. Είναι δυνατό να ορισθεί η λειτουργία ή μη μίας γραμμής μεταφοράς. Ακόμη η τεχνική περιγραφή των καλωδίων - αγωγών είναι κοινή για τα δύο είδη γραμμών μεταφοράς ac και dc, η οποία συνδέεται με τους αντίστοιχους τύπους οντοτήτων μέσω απλών συσχετίσεων 0,1:N. Σημειώνεται ότι δεν παρουσιάζονται τα στοιχεία για την αναπαράστασή τους σε γραφικό περιβάλλον.

Στο σχήμα Α.4 παρουσιάζεται η καταγραφή καμπύλης κατανάλωσης ενός απλού καταναλωτή ανεξάρτητα αν πρόκειται για ενεργό ισχύ, άεργο, παροχή φυσικού αερίου κα.. Σε αυτήν την περίπτωση υπάρχει ένας τύπος οντότητας για την καταγραφή 24 ομοειδών στοιχείων, στην οποία είναι δυνατή η προσθήκη

ημερομηνίας έναρξης αυτής της καταγραφής, το χρονικό βήμα π.χ. ανά ώρα και την αντίστοιχη χρονική μονάδα (ώρες) μέσω της αντίστοιχης σημαίας (Time_Flag) του ρυθμιστή χρόνου για καταγραφή. Ο καθορισμός του στοιχείου που καταγράφεται π.χ. ενεργός ή άεργος ισχύς κτλ. γίνεται μέσω του τύπου οντότητας είδους καταγραφής (*KIND_OF_RECORDING*). Στην κατανάλωση του απλού καταναλωτή υλοποιείται μία τριαδική συσχέτιση εκ των οποίων υπάρχουν δύο πρωτεύοντα ξένα κλειδιά, ταυτότητες του απλού καταναλωτή και της καταγραφής 24 στοιχείων και ένα απλό ξένο κλειδί της οικογένειας ομάδας τυπικών ημερών. Με τη βοήθεια αντίστοιχης σημαίας καθορίζεται αν οι τιμές που λήφθηκαν προήλθαν από μετρήσεις ή ορίστηκαν / εκτιμήθηκαν από το χρήστη της βάσης δεδομένων. Όσον αφορά την οικογένεια τυπικών ημερών σχηματίζεται με τη βοήθεια των τεσσάρων οντοτήτων (εκ των οποίων οι δύο ουσιαστικά είναι M:N συσχετίσεις), ώστε να είναι δυνατός ο σχηματισμός διαφορετικών οικογενειών με τη χρήση των ίδιων τυπικών ημερών.



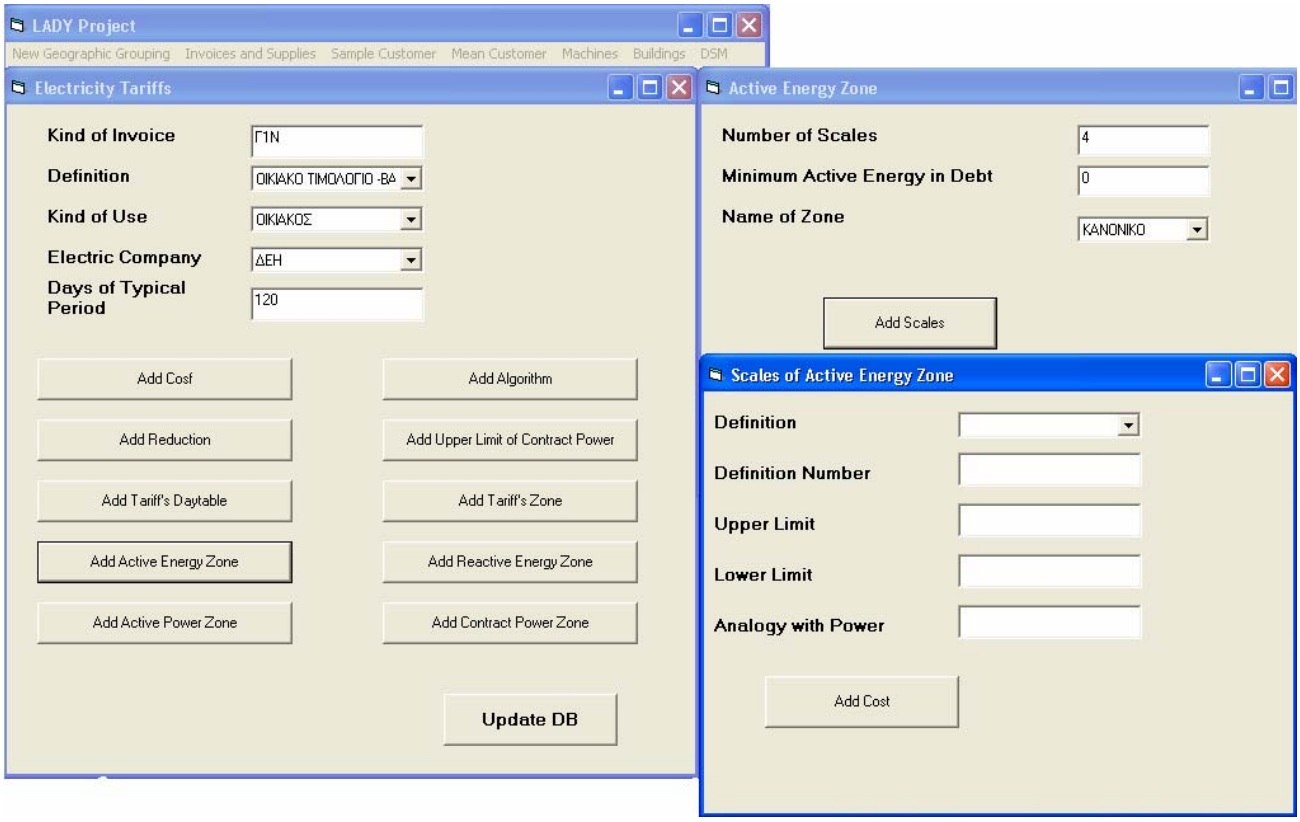
Σχήμα Α.3: Παράδειγμα δομής συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και δύο βασικών του στοιχείων –ζυγού και γραμμής μεταφοράς εναλλασσόμενου ρεύματος



Σχήμα Α.4: Παράδειγμα καταγραφής καμπύλης κατανάλωσης ενός απλού καταναλωτή

Α.4.3.4. Σχηματισμός διεπαφών και υπόλοιπες δυνατότητες γραφικού περιβάλλοντος της βάσης δεδομένων

Καταρχήν αναπτύσσονται μία σειρά διεπαφών με το χρήστη που αφορούν τη διαμόρφωση του απλού καταναλωτή, του μέσου καταναλωτή, των διαφόρων τιμολογίων, των μηχανών, των μηχανισμών και των μέτρων ενεργειακής απόδοσης, των κριτηρίων και των αλλαγών. Οι διεπαφές αυτές βασίζονται σε φόρμες και μενού. Για τα δύο δίκτυα (ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου) αναπτύσσεται ένα απλό περιβάλλον γραφικής αναπαράστασης των διάφορων στοιχείων. Παράλληλα δίνεται η δυνατότητα ορισμού ερωτημάτων σε γλώσσα SQL μέσω αντίστοιχης διεπαφής. Τέλος δίνεται η δυνατότητα ένταξης προγραμμάτων στο γραφικό περιβάλλον της ΒΔ που χρησιμοποιούν τα δεδομένά της, όπως ροή φορτίου, κατηγοριοποίηση τυπικών ημερών απλών πελατών, επίδραση μέτρων διαχείρισης φορτίου στη διαμόρφωση ζήτησης συστήματος ή πελατών, πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας κα. Στη συνέχεια στο σχήμα Α.5 παρουσιάζεται μία ενδεικτική εικόνα του γραφικού περιβάλλοντος του συστήματος διαχείρισης της βάσης δεδομένων, το οποίο ονομάστηκε ***LADY*** από ορισμένα αρχικά γράμματα της φράσης: "A database system for ***L***oad forecasting, ***A***pplication for ***D***emand side management and energy efficiency measures, ***Y***early and daily end-use models".

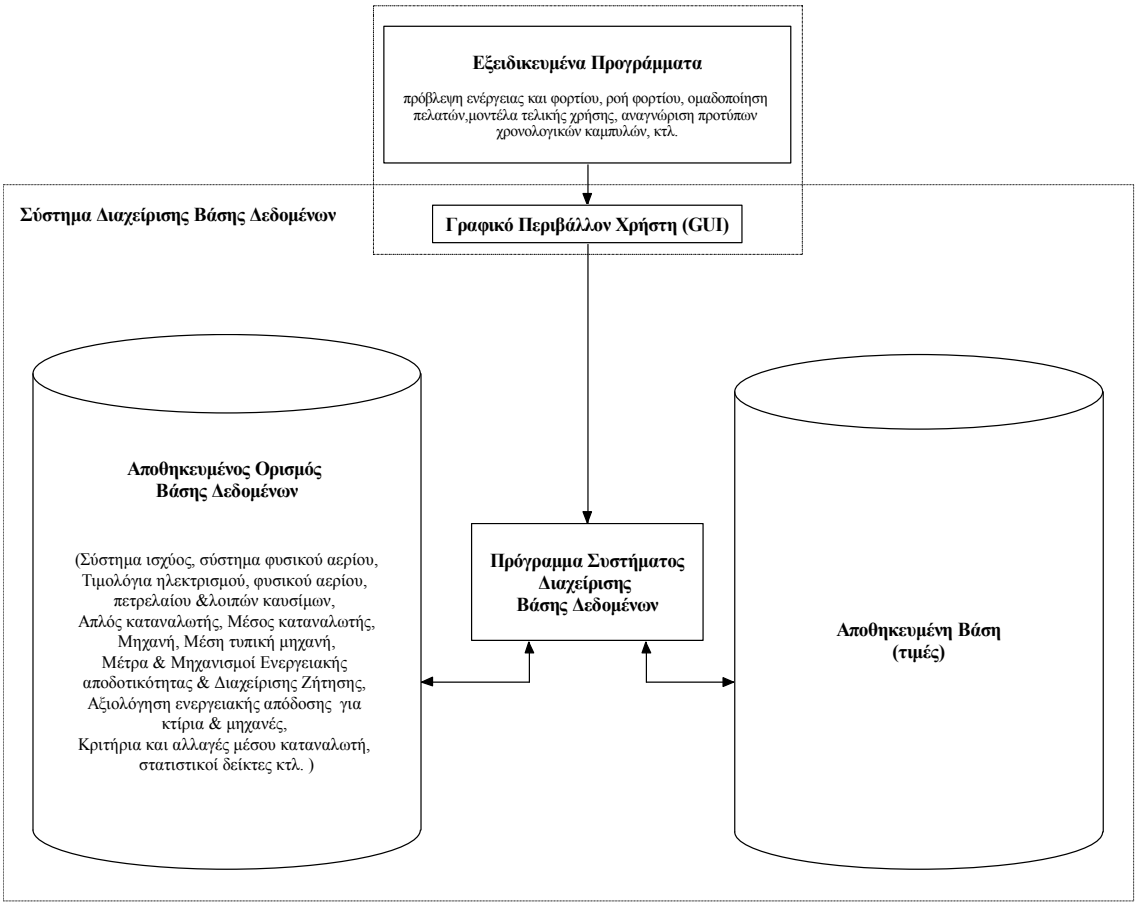


Σχήμα Α.5: Ενδεικτική εικόνα από το γραφικό περιβάλλον βάσης δεδομένων

Α.5. Συμπεράσματα

Μετά από μία εισαγωγή σε όρους και στοιχεία των βάσεων δεδομένων και των αντίστοιχων συστημάτων διαχείρισής τους περιγράφτηκαν ο σχεδιασμός και η ανάπτυξη μίας βάσης δεδομένων για ηλεκτρικές εταιρείες ή και για ρυθμιστικές αρχές ενέργειας, με στόχο την επίλυση προβλημάτων λειτουργίας και ανάπτυξης των Σ.Η.Ε. μέσω της εκτίμησης του φορτίου, χωρίς ή με την επίδραση μέτρων ενεργειακής αποδοτικότητας, είτε από την πλευρά του συστήματος, είτε από την πλευρά της ζήτησης και τυπικών καταναλωτών. Καταγράφονται ο απλός καταναλωτής, ο μέσος καταναλωτής, τα τιμολόγια ηλεκτρισμού, φυσικού αερίου, πετρελαίου και λοιπών καυσίμων, μηχανές, κτιριακές μονάδες, μηχανισμοί ενεργειακής αποδοτικότητας, μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας και διαχείρισης φορτίου, δομή και στοιχεία συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου, μετεωρολογικά δεδομένα, στατιστικοί δείκτες, γεωγραφικές περιοχές κα.. Παράλληλα έχει την υποδομή να συμπεριλάβει και άλλες λειτουργίες προσπαθώντας να επιλύσει το πρόβλημα των χωριστών βάσεων δεδομένων που διαθέτουν οι ηλεκτρικές εταιρείες για διαφορετικούς σκοπούς. Εξαιτίας αυτών το μέγεθος και οι δυνατότητές της για αποθήκευση διαφορετικών

στοιχείων είναι πολύ μεγαλύτερες από των ήδη υπαρχόντων βάσεων δεδομένων για τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Τέλος λόγω της χρήσης του σχεσιακού μοντέλου δεδομένων είναι δυνατή και πιο εύκολη από ό,τι με άλλα μοντέλα η επέκταση και η διόρθωση της ίδιας της βάσης δεδομένων, ενώ με τη χρήση της Visual Basic ως φιλόξενης γλώσσας καθίσταται δυνατή η δημιουργία φιλικών διεπαφών για το χρήστη.



Σχήμα Α.6: Προτεινόμενη δομή συστήματος βάσης δεδομένων

Α.6. Βιβλιογραφία

[1] R. Elmasri, S. B. Navathe: "Fundamentals of Database Systems", Addison-Wesley Publishing, 1st Edition, 1994, (μετάφραση σε ελληνικά από Μ. Χατζόπουλο, Δ. Γκούσκο: «Θεμελιώδεις Αρχές Συστημάτων Βάσεων Δεδομένων», Τόμοι Α και Β, Εκδόσεις Δίαυλος, 1996)

[2] R.W. Wachal, M.Z. Tarnawecky, G.W. Swift: "A power system analysis package for students using computer graphics", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Feb 1983, pp. 445-448

[3] C.H. Lo, M.D. Anderson, E.F. Richards: "An interactive power system analyser with graphics for educational use", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 1, No. 2, May 1986, pp.174-181

[4] D.C.Yu, S.T. Chen, R.F. Bischke: "A PC oriented interactive and graphical simulation package for power system study", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, No. 1, February 1986, pp.353-360

[5] J.H. Huang, F. D. Galaina: "A integrated personal computer graphics environment for power system education, analysis and design", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 3, August 1986, pp.1279-1285

[6] M. Foley, A. Bose, W. Mitchell, A. Faustini: "An object based graphical user interface for power systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 1, February 1993, pp. 97-104

[7] S. Li, S. M. Shahidehpour: "An object oriented power system graphics package for personal computer environment", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 3, August 1993, pp. 1054-1060

[8] G. S. Martire, D. J. H. Nuttall: "Open systems and databases", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2, May 1993, pp. 434-439

[9] G. Ockwell, G. Killian: "Configuration management in an open architecture system", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2, May 1993, pp. 441-444

[10] David C. Yu, Dennis G. Flinn, Robert A. Krieger: "Facilitating engineering analysis via a graphical database", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995, pp. 370-375

[11] M. Foley, A. Bose: "Object-oriented on-line network analysis", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995, pp. 125-132

[12] R.P. Broadwater, S. Rahman, H.E. Shaalan, R.E. Lee: "A distribution engineering workstation for undergraduate and graduate education", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 4, November 1993, pp. 1385-1391

[13] Z. L. Gaing, C. N. Lu, B. S. Chang, C. L. Cheng: "An object-oriented approach for implementing power system restoration package", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996, pp. 483-489

[14] E. -C. Yeh, Z. Sumic, S. S. Venkata: "APR: A geographical information system based primary router for underground residential distribution design", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995, pp. 400-406

[15] W.M. Lin, M.T. Tsay, S.W. Wu: "Application of geographic information system to distribution information support", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996, pp. 190-197

[16] Δ.Ε.Η.-Δ.Μ.Κ.Λ.Δ. & Διακοινοτική: «Σχεδιασμός δεδομένων & λειτουργιών γεωγραφικού συστήματος διανομής και δορυφορικών συστημάτων παρακολούθησης», Έκδοση Δ.Ε.Η., Αθήνα, Νοέμβριος 1998

[17] T.-H. Chen, J.T. Cherng: "Design of a TLM application program based on an AM/FM/GIS System", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 3, August 1998, pp. 904-909

[18] Y.T. Chao, S.T. Lee, H.C. Chang, T.H. Chen: "An improvement project for distribution transformer load management in Taiwan", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 18, No. 2, May 2003, pp. 875-881

[19] D. Atanackovic, D. McGillis, F. D. Galiana: "A new tool for substation design", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 4, November 1998, pp. 1500-1506

[20] X.G. Wei, Z. Sumic, S.S. Venkata: "ADSM – An automated distribution system modeling tool for engineering analyses", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995, pp. 393-399

[21] K. Kawahara, H. Sasaki, J. Kubokawa, H. Asahara, K. Sugiyama: "A proposal of a supporting expert system for outage planning of electric power facilities retaining high power supply reliability: part I – outline of a supporting system and outage work allocation based on indices", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 4, November 1998, pp. 1453-1458

[22] K. Kawahara, H. Sasaki, J. Kubokawa, H. Asahara, K. Sugiyama: "A proposal of a supporting expert system for outage planning of electric power facilities retaining high power supply reliability: part II – knowledge processing and simulation results", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 4, November 1998 pp. 1459-1465

[23] J.R. Shin, W.H. Lee, D.H. Im: "A windows-based interactive and graphic package for the education and training of power system analysis and operation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No. 4, November 1999, pp. 1193-1199

[24] M.T. Tsay, S.Y. Chan: "A personal computer graphical environment for industrial distribution system education, design and analysis", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No. 2, May 2000, pp. 472-476

[25] J. Villar, A. Munoz, E. F. Sanchez-Ubeda, A. Mateo, M. Casado, A. Campos, J. Mate, E. Centeno, S. Rubio, J. J. Marcos, R. Gonzalez: "SGO: Management information system for strategic bidding in electrical markets", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10^{th}-13^{th} September, Porto, Portugal, p.6

[26] L. J. Legorburu, V. Perez, J. Martinez: "Information systems in an electricity open market", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10^{th}-13^{th} September, Porto, Portugal, p.5

[27] D. Tomasic, G. C. Ejebe, D. Kuhlmann: "New data model and communications paradigm for energy markets and electricity reliability", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10th-13th September, Porto, Portugal, p.6

[28] C. Lucas, M. A. Zia, M. R. A. Shirazi, A. Alishahi: "Development of a multi-agent information management system for Iran power industry: a case study", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10th-13th September, Porto, Portugal, p.6

[29] M. Pedro Silva, Joao Tome Saraiva, A. V. Sousa: "Preord-a prototype of an object oriented web browser based DMS system", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10th-13th September, Porto, Portugal, p.6

[30] S. Hecq, Y. Bouffioulx, P. Doulliez, P. Saintes: "The integrated planning of the natural gas and electricity systems under market conditions", 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10th-13th September, Porto, Portugal, p.5

[31] A paper prepared for the IEEE Task Force on Power System Control Center Database: "Critical issues affecting power system control center databases", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, May 1996, pp. 923-928

[32] "MURE Database Manual", SAVE program, June 1999

[33] Enerdata S.A.: "ODYSSEE database, European Energy Efficiency Indicators", ADEME & SAVE program

[34] Shaw Power Technologies, Inc.: "PSS/I User's Manual", 2000

[35] Κ. Πασπαλάς: «Τεχνολογία εγκαταστάσεων και χρήσεων φυσικού αερίου», Έκδοση Συλλόγου Μηχανολόγων - Ηλεκτρολόγων Β. Ελλάδος, Θεσσαλονίκη, 1999

[36] Δ.Ε.Δ. Δ.Ε.Η.: «Περιγραφή Τιμολογίων Πώλησης Ρεύματος Μέσης Τάσης», εκδ. 31-5-2000, Δ.Ε.Η.

[37] Δ.Ε.Δ. Δ.Ε.Η.: «Τιμοκατάλογος Αγορών Ηλεκτρισμού», έκδοση 31-3-2001, Δ.Ε.Η.

[38] Δ.Ε.Δ. Δ.Ε.Η.: «Τιμοκατάλογος Πωλήσεων Ηλεκτρισμού», έκδοση 20-7-2002, Δ.Ε.Η.

[39] Γ. Πεζόπουλος: «Ηλεκτρική Οικονομία», Έκδοση Τ.Ε.Ε., Αθήνα 1973

[40] Εθνική Στατιστική Υπηρεσία της Ελλάδος: «ΣΤΑΚΟΔ '91 – Στατιστική Ταξινόμηση των Κλάδων Οικονομικής Δραστηριότητας», Αθήνα 1994

[41] Μ. Παπαδόπουλος: «Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας από Ανανεώσιμες Πηγές», Εκδόσεις ΕΜΠ, Αθήνα, 1997

[42] Δ. Βέντζας, Π. Τατακάρας: «Μοντελοποίηση κυψέλης καυσίμου», Τεχνική Επιθεώρηση, Νοέμβριος 2001, σελ.48-51

[43] Π. Χαρώνης: «Ανανεώσιμες Μορφές Ενέργειας V: Βιοαέρια & Ενέργεια από Βιομάζα», Εκδόσεις Ιών, 1η έκδοση, 1989

[44] ΦΕΚ 591/Β/16-6-1998: «Ένδειξη της κατανάλωσης ενέργειας για τα οικιακά πλυντήρια πιάτων, σε συμμόρφωση προς την Οδηγία της επιτροπής των Ευρωπαϊκών Κοινοτήτων 97/17/ΕΚ της 16ης Απριλίου 1997 και σε εφαρμογή του Π.Δ. 180/94»

[45] Κ. Λύτρας, Ε. Λάζαρη, Ε. Κορωνάκη, Ε. Λαμπροπούλου: «Κανονισμός Ορθολογικής Χρήσης και Εξοικονόμησης Ενέργειας – Συμβολή στην Ενεργειακή Πολιτική για τον Κτιριακό Τομέα και στον Μηχανικό», ΤΕΕ, Διήμερο στις Τεχνικές Εξοικονόμησης Ενέργειας, Αθήνα, Οκτώβριος 2004

[46] Task VI of International Energy Agency, Demand Side Management Program: "Developing mechanisms for promoting demand-side management and energy efficiency in changing electricity businesses", Research Report No. 1, October 1998, Research Report No. 2, July 1999, Research Report No. 3, August 2000

[47] Task VIII of International Energy Agency, Demand-Side Bidding in a Competitive Electricity Market: "Market participants' views towards and experiences with Demand Side Bidding", Research Report No. 1, Ver. 2, January 2002

[48] Logic Works Inc.: "ERWIN Reference Guide", 1997

[49] Γ. Τσεκούρας: «Διερεύνηση των δυνατοτήτων εξοικονόμησης ενέργειας στον κλάδο του ηλεκτρισμού. Η περίπτωση του προγράμματος Ορθολογικής Χρήσης Ενέργειας 1994-1999 της ΔΕΗ – Περιγραφή Βάσης Δεδομένων», Αθήνα, Ιανουάριος 2005, σελ. 280