



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

**ΣΥΜΒΟΛΗ ΣΤΗ ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΚΑΙ
ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ
ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΑΙ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΥ Ν. ΗΛΙΑ

Διπλωματούχου Ηλεκτρολόγου Μηχανικού Α.Π.Θ.

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ :
Ν. ΧΑΤΖΗΑΡΓΥΡΙΟΥ
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

ΑΘΗΝΑ, Ιανουάριος 2012



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

ΣΥΜΒΟΛΗ ΣΤΗ ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΚΑΙ
ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΖΗΤΗΣΗΣ
ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΚΑΙ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ
ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Χαράλαμπος Ν. Ηλίας

Συμβουλευτική Επιτροπή: Νικόλαος Χατζηαργυρίου (Επβλέπων Καθηγητής)
Γεώργιος Κορρές
Σταυρούλα Καβατζά

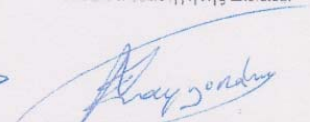
Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 23^η Ιανουαρίου 2012.

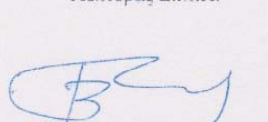

.....
N. Χατζηαργυρίου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.


.....
Γ. Κορρές
Αναπλ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.


.....
Σ. Καβατζά
Λέκτορας Ε.Μ.Π.


.....
Ε. Δακουλάς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.


.....
Α.-Γ. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.


.....
Β. Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.


.....
Α. Μπακιρτζής
Καθηγητής Α.Π.Θ.

Αθήνα, Ιανουάριος 2012

.....
Χαράλαμπος Νικ. Ηλίας

Διδάκτωρ Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Χαράλαμπος Νικ. Ηλίας, 2012

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 ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση 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 Ηλεκτρικού Φορτίου και Ενέργειας με Χρήση Ασαφούς Λογικής»

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διατριβή έχει ως αντικείμενο τη διερεύνηση και τη μελέτη του προβλήματος της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου και ενέργειας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας σε βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη κλίμακα με χρήση ασαφούς λογικής.

Αρχικά, πραγματοποιείται μία σύντομη εισαγωγή στην πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας, αναδεικνύεται η σημασία τους και αναλύονται τόσο οι εφαρμογές αυτών, όσο και οι παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας. Επιπλέον, αναλύονται τα διάφορα μοντέλα πρόβλεψης φορτίου και ενέργειας, τα οποία περιέχονται στη διεθνή αρθρογραφία (με χρήση κλασικών μεθόδων, τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ασαφούς λογικής, υβριδικών μοντέλων).

Προκειμένου να καλυφθεί η ανάγκη για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, αναπτύχθηκε ένας νέος αλγόριθμος πρόβλεψης ημερήσιας καμπύλης φορτίου για το διασυνδεδεμένο σύστημα με χρήση ασαφούς λογικής, ο οποίος δίνει την ημερήσια καμπύλη φορτίου ανά ώρα για την επόμενη και τη μεθεπόμενη ημέρα, ενώ έχει πραγματοποιηθεί και ο υπολογισμός του πρόστιμου της πρόβλεψης που αφορά τις αντίστοιχες ημέρες, σύμφωνα με τους σχετικούς κανονισμούς. Ο αλγόριθμος αυτός βελτιστοποιείται ως προς την επιλογή των εισόδων του (όπως φορτία, θερμοκρασίες, είδος ημέρας κ.τ.λ.), των χαρακτηριστικών παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής, καθώς, επίσης, και των διαφόρων μεθόδων εξαγωγής συμπεράσματος από τη βάση κανόνων ασαφούς λογικής. Επίσης, μελετήθηκε η συμπεριφορά του μοντέλου ως προς τα χρόνια εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας πλήθος κριτηρίων, όπως το μέσο εκατοστιαίο σφάλμα και την υπέρβαση ορίου ποσοστού σφάλματος (που καθορίζει το κόστος σφάλματος πρόβλεψης). Το μοντέλο εφαρμόστηκε, ενδεικτικά, για το έτος 2008, ενώ τα αποτελέσματά του συγκρίθηκαν με αντίστοιχα αποτελέσματα που προέκυψαν από ένα κλασικό μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου διατηρώντας σταθερό όρο ορμής και ρυθμό μάθησης.

Για τον προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης, αρχικά καταγράφηκαν οι βασικές μέθοδοι προσδιορισμού τυπικών αποκλίσεων για τις μεθόδους των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και, στη συνέχεια, αφ' ενός μεν τροποποιήθηκε η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας για την εύρεση του διαστήματος εμπιστοσύνης στην περίπτωση της ασαφούς λογικής, αφ' ετέρου δε αναπτύχθηκε μία πρωτοποριακή μέθοδος αναλυτικού υπολογισμού της τυπικής απόκλισης, που σε συνδυασμό με τη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του σφάλματος, οδηγεί στον υπολογισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης.

Στη συνέχεια, ο προτεινόμενος αλγόριθμος πρόβλεψης τροποποιήθηκε κατάλληλα, ώστε να είναι δυνατή η εφαρμογή του, όχι μόνο στο διασυνδεδεμένο σύστημα, αλλά και σε μη διασυνδεδεμένο σύστημα. Εκτελέστηκε, δε, για το απομονωμένο σύστημα της νήσου Αγίου

Ευστράτιου. Ο αλγόριθμος υπολογίζει την ημερήσια καμπύλη της επόμενης ημέρας έχοντας ως δεδομένα ένα ελάχιστο πλήθος 100 ημερών (λόγω έλλειψης δεδομένων). Επιπροσθέτως, γίνεται μια σύγκριση ανάμεσα στα αποτελέσματα της πρόβλεψης της ημερήσιας καμπύλης φορτίου του διασυνδεδεμένου και του μη διασυνδεδεμένου συστήματος, δίνοντας έμφαση στα επιπλέον προβλήματα που ανακύπτουν στο μη διασυνδεδεμένο σύστημα.

Αντίστοιχα, δημιουργήθηκε ένα μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης της ενέργειας βασισμένο στις αρχές της ασαφούς λογικής. Το μοντέλο αυτό εφαρμόστηκε για την πρόβλεψη της απαιτούμενης ενέργειας για τα επόμενα τρία έτη τόσο για το σύνολο του Ελληνικού Συστήματος, όσο και για επιμέρους κατηγορίες καταναλωτών. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν ήταν σαφέστατα καλύτερα σε σύγκριση με αυτά που προκύπτουν με την εφαρμογή των κλασικών μεθόδων πρόβλεψης ενέργειας και ελάχιστα καλύτερα από αυτά που προκύπτουν από μοντέλα πρόβλεψης βασισμένα σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Εν κατακλείδι, καταγράφονται τα γενικά συμπεράσματα που προκύπτουν από τη δημιουργία και την εφαρμογή των μοντέλων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου και μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας, ενώ αναφέρονται και οι προοπτικές περαιτέρω έρευνας σε σχέση με τα παραπάνω πεδία.

Στο τέλος της διατριβής, παρατίθεται μια λεπτομερής περιγραφή των βασικών στοιχείων της ασαφούς λογικής και περιγράφονται τα ασαφή σύνολα και οι βασικές πράξεις που γίνονται ανάμεσα σε αυτά, π.χ. ένωση, τομή. Παρουσιάζονται οι ασαφείς λεκτικές περιγραφές, οι λεκτικές μεταβλητές και τιμές, η ασαφοποίηση και η ασαφής εξαγωγή συμπεράσματος. Επίσης, γίνεται μία σύντομη εισαγωγή στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και στον αλγόριθμο εκπαίδευσης οπίσθιας διάδοσης σφάλματος.

ΛΕΞΕΙΣ-ΚΛΕΙΔΙΑ: βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας, ασαφής λογική, διάστημα εμπιστοσύνης

TITLE

“Contribution to short-term and mid-term load and energy forecasting based on fuzzy logic”

SUMMARY

The present thesis is focused on the investigation and the study of the problem of load and energy demand forecasting of power systems in short-term and midterm system using fuzzy logic.

Firstly, a brief introduction to load and energy forecasting is made, the significance of them is distinguished and their applications, as well as the factors affecting the demand for electricity are analyzed. In addition, the various load and energy forecasting models referred to bibliography are analyzed.

In order to satisfy the demand of short-term load forecasting, a new algorithm is developed for forecasting daily load curve for the interconnected power system using fuzzy logic which gives the daily load curve per hour for the next and the one after that day while it has been performed the calculation of the provision fine with respect to corresponding days in accordance with relevant regulations. This algorithm is optimized as far as the choice of its inputs (as loads, temperatures, day type etc), the characteristic parameters of the participation function as well as the various models of inference from the base of fuzzy logic rules. This model was also studied in terms of behaviour towards the years of education using a variety of criteria, such as the average percentage error and the error rate exceeded threshold (which determines the cost of forecast error). It is implemented for the year 2008, while the results compared with the corresponding ones of a classical model of artificial neural network with fixed momentum term and learning rate.

In order to determine the confidence interval, the basic methods for standard deviation calculations for the artificial neural networks have been recorded. After that the sampling method has been modified for case of the fuzzy logic algorithms. An innovative method for analytical calculation of the standard deviation has also been developed, which combined with the probability density function of the error leads to the calculation of the confidence interval. The respective results are compared with different criteria such as the empiric coverage, the quality interval and the relative confidence interval, where the superiority of the innovative method is proved.

The proposed fuzzy logic algorithm was suitably amended in order to be applied to autonomous power systems, such as to the power system of St. Efstratiou island. The algorithm

calculates the daily curve of the next day having as data a minimum number of 100 days (due to lack of data). Then a comparison between the results of forecasting of the daily load curve of the interconnected and autonomous power system by emphasizing the additional problems encountered in the autonomous system is taken place.

Therefore, based on the principles of fuzzy logic a corresponding model of midterm energy forecasting was created. This model was applied to predict the energy required for the next three years for the whole Greek system and for individual categories of consumers. The results were clearly better than those obtained by conventional methods of energy forecasting and a little better than corresponding forecasting of artificial neural network models.

Finally, the general conclusions arising from the creation and implementation of the short-term forecasting models and midterm energy forecasting are recorded, while prospects for further research in relation to the above fields are mentioned.

At the end of the thesis there is a detailed description of the basic elements of fuzzy logic and describe the fuzzy sets and basic operations among them, e.g. union, intersection. A brief introduction of artificial neural networks and back-propagation algorithm is also presented.

KEYWORDS: short-term load forecasting, midterm energy forecasting, fuzzy logic, confidence interval

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διατριβή ανατέθηκε και επιβλέφθηκε αρχικά από τον αείμνηστο Καθηγητή Ε.Μ.Π. κύριο Γεώργιο Κονταξή, στο Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π., μέχρι τον ξαφνικό θάνατό του την 1-11-2004.

Ακολούθως, ο κύριος Νικόλαος Χατζηαργυρίου, Καθηγητής Ε.Μ.Π., ανέλαβε την ευθύνη της επίβλεψης και με την καθοδήγησή του έφθασε στην ολοκλήρωσή της. Για την εμπιστοσύνη που έδειξε στον πρόσωπό μου, παρά το γεγονός ότι δε με γνώριζε προηγουμένως, και την πολύτιμη βοήθειά του σε όλες τις δυσκολίες που παρουσιάστηκαν στην πορεία της παρούσας διατριβής επιθυμώ να τον ευχαριστήσω ολόψυχα.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κύριο Γεώργιο Κορρέ, Αναπληρωτή Καθηγητή Ε.Μ.Π., και την κυρία Σταυρούλα Καβατζά, Λέκτορα Ε.Μ.Π., που αποτελούν τα άλλα δύο μέλη της τριμελούς συμβουλευτικής ομάδας για τη βοήθειά τους.

Ακόμη, θέλω να εκφράσω τις ειλικρινείς ευχαριστίες μου στους κυρίους: Αναστάσιο Μπακιρτζή, Καθηγητή Α.Π.Θ., ο οποίος μου ανέθεσε και επέβλεψε τη διπλωματική εργασία, που εκπόνησα κατά διάρκεια των σπουδών μου στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών Α.Π.Θ. και η οποία ήταν το έναυσμα για να ασχοληθώ με την πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας, Τσεκούρα Γεώργιο, Λέκτορα στη Σχολή Ναυτικών Δοκίμων, για τη συμπαράστασή του και τις ιδέες που μου έδωσε για την επίλυση διαφόρων προβλημάτων που παρουσιάστηκαν κατά τη διάρκεια της διατριβής και Μπενέτο Ευάγγελο, Μηχανολόγο Μηχανικό Ε.Μ.Π. για τη διάθεση υπολογιστών για προσομοιώσεις, καθώς και την παροχή οποιουδήποτε λογισμικού χρειάστηκε για την εκπόνηση αυτής της διατριβής.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ θα πρέπει να απευθύνω στους γονείς μου για την ηθική, κυρίως, αλλά και την υλική υποστήριξη που μου παρείχαν καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Τέλος, μερίδιο στην επιτυχή ολοκλήρωση της παρούσας διατριβής ανήκει τόσο στη σύζυγό μου, όσο και στον υιό μου Κωνσταντίνο, οι οποίοι πολλές φορές κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της στερήθηκαν την παρουσία μου. Ένα ευχαριστώ θα ήταν το λιγότερο που θα μπορούσα να τους απευθύνω.

Η διατριβή αυτή αφιερώνεται στον υιό μου Κωνσταντίνο.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1	Σημασία και Εφαρμογές της Πρόβλεψης Φορτίου	1
1.2	Παράγοντες που επηρεάζουν τη Ζήτηση Ηλεκτρικής Ενέργειας	2
1.3	Προϋπάρχουσα εργασία	4
1.3.1	Πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου	4
1.3.2	Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου	5
1.3.2.1	<i>Κλασικές μεθοδολογίες</i>	5
1.3.2.2	<i>Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα</i>	7
1.3.2.3	<i>Ασαφή λογική</i>	12
1.3.2.4	<i>Υβριδικά μοντέλα ασαφούς λογικής & τεχνητών νευρωνικών δικτύων</i>	14
1.3.2.4	<i>Υβριδικά μοντέλα ασαφούς λογικής & άλλων μεθόδων</i>	17
1.3.3	Μεσοπρόθεσμη & μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου & ενέργειας	18
1.4	Αντικείμενο Διατριβής	20
1.5	Διαμόρφωση Διατριβής	21
1.6	Βασική Συνεισφορά της Διατριβής	23
1.7	Βιβλιογραφία	24

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΔΙΑΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

2.1	Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου σε Διασυνδεδεμένα Συστήματα	29
2.1.1	Εισαγωγή	29
2.1.2	Απαραίτητα Στοιχεία για Πρόβλεψη Φορτίου	30
2.2	Προτεινόμενος Αλγόριθμος Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου	30
2.2.1	Βασική δομή	31
2.2.2	Διαμόρφωση δεδομένων συνόλου εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου	33
2.2.3	Πρόβλεψη φορτίου αργιών	34
2.2.4	Προεπεξεργασία δεδομένων	35
2.2.5	Πυρήνας ασαφούς λογικής	35
2.2.6	Διαδικασία βελτιστοποίησης	39
2.2.7	Κριτήρια αξιολόγησης μοντέλων	39
2.2.8	Υπολογισμός προστίμου	40
2.3	Αναλυτική Εφαρμογή της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας για μία Ωρα με βάση τη Μεθοδολογία Ασαφούς Λογικής	42
2.4	Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας με Χρήση της Ασαφούς Λογικής	44
2.4.1	Επιλογή παραμέτρων εισόδου	44
2.4.2	Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου	49

2.5	Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Δύο Ημερών με Χρήση της Ασαφούς Λογικής	55
2.5.1	Επιλογή παραμέτρων εισόδου	55
2.5.2	Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου	60
2.5.3	Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου αποκλειστικά για τις αργίες	66
2.6	Ανάπτυξη και Σύγκριση της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας και Δύο Ημερών με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	67
2.6.1	Βασική δομή αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου	67
2.6.2	Εκτέλεση αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου δύο ημερών	70
2.6.3	Εκτέλεση αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μίας ημέρας	73
2.6.4	Σύγκριση μεταξύ των μοντέλων της Ασαφούς Λογικής και των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	73
2.7	Συμπεράσματα	74
2.8	Βιβλιογραφία	74

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΔΙΑΣΤΗΜΑ ΕΜΠΙΣΤΟΣΥΝΗΣ

3.1	Η Σημασία του Διαστήματος Εμπιστοσύνης	77
3.2	Το Διάστημα Εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	78
3.3	Το Διάστημα Εμπιστοσύνης στα Μοντέλα Ασαφούς Λογικής	82
3.4	Προσδιορισμός Διαστήματος Εμπιστοσύνης στην Προτεινόμενη Μεθοδολογία Ασαφούς Λογικής	86
3.4.1	Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω στατιστικής ανάλυσης	86
3.4.2	Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω της μεθόδου της επαναδειγματοληψίας	89
3.4.3	Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω της μεθόδου εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής	90
3.4.4	Σύγκριση Μεθόδων Εύρεσης Διαστημάτων Εμπιστοσύνης	91
3.5	Συμπεράσματα	93
3.6	Βιβλιογραφία	93

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΗ ΔΙΑΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

4.1	Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου σε Μη Διασυνδεδεμένα Συστήματα	95
4.2	Προτεινόμενος Αλγόριθμος Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου	96
4.3	Υλοποίηση και Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας με Χρήση της Ασαφούς Λογικής	97
4.3.1	Γενικά	97
4.3.2	Μελέτη επίδρασης εβδομάδων στη διαδικασία εκπαίδευσης	102

4.4	Υλοποίηση και Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Δύο Ημερών με Χρήση της Ασαφούς Λογικής	106
4.4.1	Γενικά	106
4.4.2	Μελέτη επίδρασης εβδομάδων στη διαδικασία εκπαίδευσης	110
4.5	Συμπεράσματα	113
4.6	Βιβλιογραφία	115

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΕΤΗΣΙΑΣ ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

5.1	Εισαγωγή	117
5.2	Βασικές Αρχές της Ασαφούς Λογικής	118
5.3	Ασαφές Μοντέλο Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας	120
5.3.1	Μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου	123
5.3.2	Ασαφοποίηση & βάση κανόνων	124
5.3.3	Μηχανισμός συμπεράσματος και αξιολόγηση αποτελεσμάτων	125
5.3.4	Βελτιστοποίηση της επιλογής των μεταβλητών εισόδου	126
5.3.5	Τελική πρόβλεψη	127
5.3.6	Τυπική απόκλιση	127
5.4	Ετήσια Πρόβλεψη Ενέργειας για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας	128
5.4.1	Προ-επεξεργασία δεδομένων	128
5.4.2	Εφαρμογή του Μοντέλου Ασαφούς Λογικής	129
5.4.3	Σύγκριση του Προτεινόμενου Μοντέλου	133
5.5	Ετήσια Πρόβλεψη Ενέργειας για διάφορες κατηγορίες καταναλωτών για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας	136
5.6	Συμπεράσματα	141
5.7	Βιβλιογραφία	141

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

6.1	Σύνοψη Διδακτορικής Διατριβής και Τελικά Συμπεράσματα	143
6.2	Συνεισφορά της Διατριβής	146
6.3	Χρησιμότητα της Διατριβής	147
6.4	Περιοχές για Περαιτέρω Έρευνα	148

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 ΒΑΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

Π1.1	Πώς σχηματίστηκαν τα Ασαφή Σύνολα;	151
Π1.2	Ασαφή Σύνολα	152
Π1.3	Βασικοί Όροι και Πράξεις	154
Π1.4	Ασαφείς Σχέσεις	158
Π1.5	Αναγκαιότητα & Ανάπτυξη ενός Ασαφούς Υπολογιστικού Συστήματος	161
Π1.6	Ανάλυση Βασικών Εννοιών Ασαφούς Υπολογιστικού Συστήματος	163
Π1.6.1	Λεκτικές μεταβλητές	163
Π1.6.2	Συνάρτηση συμμετοχής	165
Π1.6.3	Ασαφοποίηση	166
Π1.6.4	Ασαφείς λεκτικές περιγραφές και βάση κανόνων	167

Π1.6.5	Ασαφής εξαγωγή συμπεράσματος	168
Π1.6.6	Αποσαφήνιση	170
Π1.7	Ασαφή Μοντέλα Τύπου-2	171
Π1.7.1	Ασαφή Σύνολα Τύπου-2	171
Π1.7.2	Συστήματα Ασαφούς Λογικής Τύπου-2	173
Π1.8	Βιβλιογραφία	173

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2 ΒΑΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΠΟΛΥ-ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Π2.1	Βασική Δομή	174
Π2.2	Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Ανάστροφης Διάδοσης Σφάλματος	175
Π2.3	Βιβλιογραφία	184

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Σημασία και Εφαρμογές της Πρόβλεψης Φορτίου

Η αδιάλειπτη και αξιόπιστη λειτουργία ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (ΣΗΕ) απαιτεί η παραγωγή να ακολουθεί σε κάθε χρονική στιγμή την κατανάλωση. Για να καταστεί αυτό δυνατό είναι απαραίτητη μεταξύ άλλων η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης, η οποία, ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα, μπορεί να είναι πολύ βραχυπρόθεσμη, βραχυπρόθεσμη, ή μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη.

Η πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου (βήματος δευτερολέπτων με βάθος χρόνου τη μισή ώρα) 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. Επίσης σήμερα μπορεί να διαδραματίσει καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στα αντίστοιχα χρηματιστήρια ηλεκτρικής ενέργειας, όπως στην Καλιφόρνια.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου (βήματος ώρας ή μισάωρου με βάθος χρόνου εβδομάδας, μέρας ή ωρών) έχει ως στόχο τη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων, όπως επίσης παίζει σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση της σειράς ένταξης τους με βάση τα κριτήρια της οικονομικής κατανομής και λαμβάνοντας υπόψη τα αντίστοιχα προγράμματα συντήρησης. Βασικά είναι υπεύθυνα για την ενεργειακή διαχείριση του συστήματος.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη (βήματος έτους ή μηνών ή εβδομάδων με βάθος χρόνου ενός ως τριών ετών) αφορά κυρίως τη ρύθμιση των προγραμμάτων συντήρησης των μονάδων παραγωγής και αξιοποίησης των διαθέσιμων υδάτινων και λοιπών πόρων στις καταλληλότερες χρονικές περιόδους του έτους. Παραδείγματος χάρη στο ηπειρωτικό ελληνικό σύστημα οι θερμικές μονάδες υφίστανται κατά κύριο λόγο τη μία ή τις δύο ετήσιες συντηρήσεις τους συνήθως σε μη καλοκαιρινούς μήνες, ώστε να καλυφθεί η ανάγκη της ετήσιας αιχμής που εμφανίζεται κατά το καλοκαίρι και οφείλεται κατά κύριο λόγο στη χρήση κλιματιστικών, όπως μας δίνεται από τις αντίστοιχες προβλέψεις. Στη μεσοπρόθεσμη κλίμακα πλέον έχει πρωτεύουσα σημασία και η διακριτή πρόβλεψη ενέργειας για τη διασφάλιση των αναγκαίων καυσίμων.

Η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου 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, η κατασκευή νέων γραμμών μεταφοράς ή η αναδιαμόρφωση του δικτύου διανομής μίας μεγάλης περιοχής, π.χ. η ανύψωση του δικτύου μέσης τάσης στα 20 kV από τα 15 kV για την περιοχή της Θεσσαλονίκης ή η κατασκευή του υδροηλεκτρικού σταθμού στο Θησαυρό, δηλαδή έργων αρκετά χρονοβόρων και δαπανηρών.

Η βασική εφαρμογή της πρόβλεψης φορτίου είναι στον οικονομικό προγραμματισμό του συστήματος παραγωγής. Η πρόβλεψη φορτίου για το επόμενο 24ωρο ή την επόμενη εβδομάδα είναι απαραίτητη για να καταρτιστεί το πρόγραμμα βέλτιστης ένταξης μονάδων στο δίκτυο, το πρόγραμμα υδροθερμικής συνεργασίας, καθώς επίσης και το πρόγραμμα ανταλλαγών ενέργειας με γειτονικά δίκτυα.

Μια δεύτερη εφαρμογή της πρόβλεψης φορτίου είναι στην ανάλυση της ασφάλειας του συστήματος για την ανίχνευση μελλοντικών ενδεχομένων διαταραχών. Η πρόβλεψη φορτίου δίνει τη δυνατότητα στους χειριστές του ενεργειακού κέντρου να προβούν στις απαραίτητες διορθωτικές ενέργειες (ένταξη μονάδων αιχμής, αγορά ενέργειας, ρύθμιση τάσης ζυγών) για την ασφαλή λειτουργία του ΣΗΕ.

Μια τρίτη εφαρμογή της πρόβλεψης φορτίου είναι στην αξιοπιστία της παρεχόμενης ισχύος με στενά όρια ανοχών (5% για την τάση, 0.5% για τη συχνότητα). Οι χειριστές εκμεταλλεύονται την πρόβλεψη σε συνδυασμό με τα πιο πρόσφατα μετεωρολογικά δεδομένα και την τυχαία, αλλά κάποιες φορές αναμενόμενη συμπεριφορά των καταναλωτών, ώστε να δεσμεύσουν την απαραίτητη εφεδρεία και να λειτουργήσουν το σύστημα οικονομικά και αξιόπιστα.

Η ακρίβεια των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης φορτίου έχει σημαντική επιρροή στο λειτουργικό κόστος και στο κόστος παραγωγής ενός ΣΗΕ. Μια πρόβλεψη φορτίου με τιμή χαμηλότερη από την πραγματική, οδηγεί σε αποτυχία στη σωστή πρόβλεψη της απαραίτητης εφεδρείας στο σύστημα και, φυσικά, σε υψηλότερο κόστος λειτουργίας εξαιτίας της ανάγκης να χρησιμοποιηθούν δαπανηρές μονάδες αιχμής για την κάλυψη των αναγκών. Αντίθετα, μια υπερεκτίμηση στην πρόβλεψη οδηγεί σε αντίστοιχη υπερεκτίμηση της απαιτούμενης εφεδρείας και συνεπώς σε αύξηση του λειτουργικού κόστους. Αξίζει να αναφερθεί ότι στο ΣΗΕ της Μ. Βρετανίας, κατά το 1985, εκτιμήθηκε ότι μια αύξηση στο σφάλμα πρόβλεψης κατά 1% ισοδυναμούσε σε μια αύξηση των λειτουργικών δαπανών κατά 10 εκατομμύρια λίρες το χρόνο[1.1].

1.2 Παράγοντες που επηρεάζουν τη Ζήτηση Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στόχος της πρόβλεψης φορτίου είναι η πρόβλεψη της μέσης ωριαίας ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για την επόμενη ώρα, ημέρα ή εβδομάδα, πληροφορία απαραίτητη για τον προγραμματισμό της λειτουργίας ενός ΣΗΕ.

Μια κατά το δυνατό σωστή πρόβλεψη προϋποθέτει τη συνεκτίμηση των παραγόντων που επηρεάζουν τη ζήτηση. Οι παράγοντες αυτοί μπορούν να χωριστούν σε τέσσερις κατηγορίες:

- α) οικονομικοί
- β) χρονικοί
- γ) καιρικοί
- δ) τυχαίοι

Κάθε ένας από αυτούς, σε συνδυασμό με τις ενεργειακές απαιτήσεις της κατανάλωσης κατά τα παρελθόντα έτη, επιδρά στη διαμόρφωση της ζήτησης με διαφορετικό τρόπο και σε διαφορετικό βαθμό, κάτι που γίνεται αντιληπτό και από τη σύντομη περιγραφή κάθε παράγοντα χωριστά, που ακολουθεί :

1. Οικονομικοί, δηλαδή η οικονομική κατάσταση, το οικονομικό περιβάλλον και οι ρυθμοί ανάπτυξης κάποιας περιοχής επηρεάζουν καθοριστικά τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό συμβαίνει, διότι αλλάζει το βιοτικό επίπεδο των καταναλωτών, εξελίσσεται δημογραφικά ο πληθυσμός της χώρας, γίνεται η αυτοματοποίηση των δραστηριοτήτων, και η βελτιστοποίηση της λειτουργίας των συσκευών και των μηχανών επιδρώντας σε μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη βάση. Κάτω από αυτούς τους παράγοντες μεταβάλλονται :

α. η σύνθεση των καταναλωτών - αύξηση του αστικού πληθυσμού και μείωση του γεωργικού-,

β. η ποσότητα της καταναλισκόμενης ηλεκτρικής ενέργειας -καθώς από τη μία μεριά βελτιώνεται το βιοτικό επίπεδο των καταναλωτών και από την άλλη υπάρχουν τα φαινόμενα κορεσμού και η χρησιμοποίηση λιγότερο ενεργοβόρων συσκευών .

γ. οι μέθοδοι καλλιέργειας, άρδευσης και αυτοματοποίησης της βιομηχανίας.

2. Εποχιακοί. Οι βασικοί εποχιακοί παράγοντες που επηρεάζουν το ηλεκτρικό φορτίο είναι οι εποχιακές μεταβολές, ο εβδομαδιαίος / ημερήσιος κύκλος, οι θρησκευτικές εορτές και οι αργίες.

Η αλλαγή διαφόρων εποχιακών μεταβλητών (π.χ. από χειμώνα ως καλοκαίρι) όπως θερμοκρασία, ώρες ηλιοφάνειας κ.λ.π. επιφέρουν σταδιακές αλλαγές στην καμπύλη φόρτισης. Απότομες αλλαγές ενεργειακών απαιτήσεων μπορούν να προέλθουν και από άλλες εποχιακές μεταβολές, όπως η αλλαγή της ώρας (χειμερινή - θερινή), η έναρξη της σχολικής χρονιάς κ.λ.π.

Η εβδομαδιαία/ημερήσια περιοδικότητα του φορτίου είναι αποτέλεσμα της περιοδικότητας του κύκλου εργασίας-ανάπαυσης του πληθυσμού. Υπάρχουν προκαθορισμένες μορφές καμπυλών φόρτισης για "τυπική" εβδομάδα/ημέρα κάθε εποχής. Η ημέρα της εβδομάδας (Δευτέρα,..., Κυριακή) παίζει αποφασιστικό ρόλο στη ζήτηση.

Τέλος, η ζήτηση ενέργειας κατά τη διάρκεια εορτών (Χριστούγεννα, Πάσχα), αργιών και εορταστικών τριημέρων είναι σημαντικά χαμηλότερη από τα φυσιολογικά επίπεδα.

3. Μετεωρολογικοί, διότι οι καιρικές συνθήκες παίζουν αποφασιστικό ρόλο στη διαμόρφωση της καμπύλης φόρτισης, αφού πολλές δραστηριότητες (άρδευση, θέρμανση, κλιματισμός) εξαρτώνται από αυτές.

Σε πολλά συστήματα η θερμοκρασία έχει τη σημαντικότερη επίδραση στη διαμόρφωση του φορτίου. Αποκλίσεις της θερμοκρασίας από τις αναμενόμενες τιμές επιφέρουν αξιοσημείωτες αλλαγές στη ζήτηση. Για συστήματα που καλύπτουν μεγάλη γεωγραφική έκταση είναι απαραίτητο να ληφθούν υπόψη οι θερμοκρασίες σε διάφορες περιοχές για να υπολογιστεί η ακριβής επίδραση στο φορτίο. Άλλοι μετεωρολογικοί παράγοντες, όπως υγρασία, ηλιοφάνεια, βροχόπτωση, κατεύθυνση και ταχύτητα ανέμου, συννεφιά επηρεάζουν επίσης τη ζήτηση.

4. Τυχαίοι, όπως είναι ορισμένα τυχαία γεγονότα –π.χ. μεγάλες απεργίες, εκλογές, μετάδοση κάποιων τηλεοπτικών προγραμμάτων κτλ.

5. Αβέβαιοι, δηλαδή παράγοντες που είναι πολύ δύσκολο να προβλεφθούν και επηρεάζουν μακροπρόθεσμα την κατανάλωση, όπως οι προοπτικές ανάπτυξης μίας περιοχής, ο ρυθμός αύξησης του πληθυσμού και η πορεία της οικονομίας.

Ανάλογα με το είδος της πρόβλεψης η δράση ορισμένων από αυτούς περιορίζεται, όπως δεν είναι δυνατό να επιδράσει ο ετήσιος ρυθμός οικονομικής ανάπτυξης της χώρας στην πρόβλεψη του φορτίου για την επόμενη μισή ώρα –πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Αντίστοιχα η επίδραση των καιρικών φαινομένων στη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου δεν διαδραματίζει σημαντικό ρόλο, αν και στο τελευταίο μπορεί να αναφερθεί ως απόδειξη του

αντιθέτου η μετατόπιση της αιχμής του φορτίου στο καλοκαίρι για το ελληνικό σύστημα λόγω των κλιματιστικών. Βέβαια σ' αυτήν την περίπτωση πρέπει να τονισθεί ότι έγινε η διεϊσδυση μίας νέας συσκευής τελικής χρήσης, οπότε θα πρέπει ο μελετητής, πριν την εφαρμογή του οποιοδήποτε μοντέλου, να προδιαγράψει την αντίστοιχη επίδραση στο φορτίο, αλλιώς θα υπάρξει σε κάθε είδους πρόβλεψη σημαντική απόκλιση.

1.3 Προϋπάρχουσα εργασία

Οι μέθοδοι που έχουν αναφερθεί βιβλιογραφικά για το ζήτημα της πρόβλεψης φορτίου διαχωρίζονται σε τέσσερις κατηγορίες:

- κλασικές που βασίζονται κυρίως σε στατιστικά μοντέλα,
- τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα,
- η ασαφής λογική και
- οι υβριδικές μορφές.

Όμως η ανάλυσή τους γίνεται για κάθε είδος πρόβλεψης ως προς το χρονικό βάθος ξεχωριστά λόγω των ιδιοτήτων του κάθε είδους. Συγκεκριμένα λόγω του αντικειμένου της παρούσας διατριβής θα δοθεί έμφαση στη βραχυπρόθεσμη και στη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη, ενώ σύντομα θα υπάρξει μία σύντομη αναφορά για τα υπόλοιπα είδη πρόβλεψης.

1.3.1 Πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου

Για την αντιμετώπιση του ζητήματος της πολύ βραχυπρόθεσμης φορτίου έχουν εφαρμοστεί ασαφή λογική, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και αυτοπαλινδρομικά μοντέλα συνολικού χρόνου 30 λεπτών ανά διαστήματα 1 με 2 λεπτών [1.2]. Από τη μελέτη αυτών των μοντέλων που έχουν ως εισόδους κατά κύριο λόγο τα φορτία κάθε λεπτού της προηγούμενης μισής ώρας προέκυψε ότι τα δύο πρώτα έχουν μικρή μέση τετραγωνική τιμή σφάλματος στα πρώτα τριάντα λεπτά γύρω στο 1%. Ιδιαίτερα, αν χρησιμοποιηθούν προφιλτραρισμένα φορτία, η τετραγωνική ρίζα της μέσης τιμής των τετραγώνων του σφάλματος είναι δυνατό να φθάσει μέχρι και το 0,1% για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (λαμβάνοντας υπόψη για το χρονικό διάστημα 60-90 λεπτών φορτία και αντίστοιχες θερμοκρασίες ανά n λεπτά και την προβλεπόμενη θερμοκρασία για το επόμενο χρονικό διάστημα), αν και γενικά κυμαίνεται στο 1%. Το μοντέλο της ασαφούς λογικής που βασίζεται στη μεταβολή πρώτης και δεύτερης τάξης ανά λεπτό δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα της τάξης σφάλματος 1,5%. Αντίθετα για το αυτοπαλινδρομικό μοντέλο το αντίστοιχο σφάλμα φθάνει μέχρι το 7%, το οποίο είναι ιδιαίτερα υψηλό.

Αντίθετα η προτεινόμενη στο [1.3] μέθοδος στηρίζεται στη σχετική μεταβολή του φορτίου, η οποία καταγράφεται για κάθε εικοσιτετράωρο. Έχει παρατηρηθεί ότι ακόμη και αν υπάρχει μεγάλη διαφορά φορτίου μεταξύ δύο όμοιων κατά τα άλλα ημερών, η σχετική μεταβολή του φορτίου παραμένει σταθερή. Με βάση αυτήν τη διαδικασία γίνεται η επιλογή εκείνων των μεταβλητών που επηρεάζουν την έξοδο με χρήση κατάλληλων συντελεστών συσχέτισης και βλέποντας ποιες από τις εισόδους αλληλεπικαλύπτονται, ώστε να επιλεγούν οι πιο απαραίτητες. Τελικά αυτές είναι οι ώρες τις μέρας, η σχετική μεταβολή του φορτίου, όπως και οι προβλέψεις της θερμοκρασίας για το επόμενο χρονικό διάστημα πρόβλεψης φορτίων, που είναι της τάξης των 20 – 60 λεπτών, τα οποία χρησιμοποιούνται ως εισοδοί τεχνητών νευρωνικών δικτύων πέντε επιπέδων με χρήση της μεθόδου Levenberg – Marquardt, διαφορετικό για εργάσιμες και αργίες,

τα οποία βελτιώνουν το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα κατά 47% έναντι των κλασικών μεθόδων.

1.3.2 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου

Πριν αναλυθούν οι νεότερες μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίου (τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και ασαφής λογική), είναι απαραίτητο να μελετηθούν οι αντίστοιχες κλασικές, με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους.

1.3.2.1 Κλασικές μεθοδολογίες

Η βασική κατηγοριοποίηση των διαφόρων μεθοδολογιών είναι σε: οικονομετρικές, αυτοπαλινδρομικές κινούμενου μέσου όρου, εξομάλυνσης, αποσύνθεσης, απλών και σύνθετων γραμμικών παλινδρομήσεων, κατάστασης χώρου και φίλτρων Kalman, σύμφωνα με τα [1.4], [1.5]. Ειδικότερα υπάρχουν:

- **Μέθοδοι εξομάλυνσης:** Αποτελούν μία από τις απλούστερες κατηγορίες μεθόδων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Σ' αυτές ανήκουν:
 - i. η μέθοδος των **κινητών μέσων όρων (MA)**, με βάση την οποία επιτυγχάνεται μέσο σφάλμα 5%, το οποίο θεωρείται αρκετά υψηλό.
 - ii. η μέθοδος των **γενικών γραμμικών κινητών μέσων όρων**,
 - iii. η μέθοδος **εκθετικής εξομάλυνσης**,
- **Μέθοδοι αποσύνθεσης:** Εφαρμόζουν απλές μαθηματικές σχέσεις, με σκοπό την απομόνωση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών: την εποχικότητα S_t , την κυκλικότητα C_t , την τάση T_t και την τυχαιότητα R_t . Σε αντίστοιχη εφαρμογή [1.4] για την εύρεση της αιχμής του τριμηνιαίου φορτίου προκύπτει ακρίβεια της τάξης του 5% για το επόμενο έτος.
- **Μέθοδος πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης:** Λόγω της απλής μορφής του μοντέλου δίνει μεγαλύτερα σφάλματα από τις υπόλοιπες μεθοδολογίες από 2 ως 10 φορές [1.5].
- **Οικονομετρική μέθοδος:** Σ' αυτήν τη μέθοδο περιλαμβάνονται όλες οι ποσοτικές διαδικασίες, οι οποίες βασίζονται σε αιτιοκρατικές σχέσεις. Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθοδολογίας είναι η αδυναμία εφαρμογής της σε περίπτωση έλλειψης δεδομένων, όπως και το υψηλό κόστος εύρεσής τους μέσω διαδικασιών δειγματοληψίας και διαρκών αναλυτικών μετρήσεων.
- **Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου ARMA(p,q):** Στην περίπτωση [1.6] γίνεται σε πραγματικό χρόνο η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για δίκτυα διανομής στηριζόμενοι κατά κύριο λόγο σε μοντέλο ARMA με χρήση μεταβλητού παράγοντα απώλειας μνήμης. Η πρόβλεψη γίνεται με σφάλμα 2% για το επόμενο 24-ώρο και 2,5% για τις επόμενες 168 ώρες. Πρέπει να τονισθεί ότι λαμβάνει υπόψη τη θερμοκρασία, την υγρασία, την ταχύτητα του ανέμου, όχι όμως τη συννεφιά ή τις καταιγίδες. Επίσης η τροποποιημένη μέθοδος ARMAX με ταυτόχρονη χρήση του κριτηρίου Akaike [1.7] για το σύστημα της Ταϊβάν οδήγησε σε μέση τιμή απόλυτου

σφάλματος για εβδομαδιαία πρόβλεψη φορτίου ίση με 1,38%, έναντι της κλασικής μεθοδολογίας του 2,36% χρησιμοποιώντας τα ίδια διαθέσιμα στοιχεία εισόδου, π.χ. τις ωριαίες θερμοκρασίες τριών διαφορετικών πόλεων, τα ωριαία προηγούμενα φορτία κτλ.. Τέλος, σημειώνεται ότι για κάθε εποχή και κάθε τύπο ημέρας -εργάσιμη ή Σάββατο ή Κυριακή- υπάρχει και διαφορετικό μοντέλο πρόβλεψης φορτίου.

- **Ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου ARIMA(p,q):** Αναφέρεται σε πλήθος άρθρων, ιδιαίτερα από τη δεκαετία του '90, και είναι το κύριο στοιχείο σύγκρισης με τα νεότερα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων λόγω τόσο της πολύ καλής συμπεριφοράς της σε σχέση με τις υπόλοιπες κλασικές μεθοδολογίες, όσο και της κατανοητής μορφής του [1.8].
- **Λοιπές παλινδρομικές και μη μέθοδοι :** Εκτός από τις προηγούμενες μεθόδους υπάρχει ένα πλήθος παραλλαγών αυτών των μεθόδων, π.χ. αν εφαρμοστούν διάφορες τεχνικές μετασχηματισμού. Σε αντίστοιχη εφαρμογή [1.9] χρησιμοποιείται μία παλινδρομική μέθοδος πρόβλεψης σε συνδυασμό με τεχνική μετασχηματισμού, όπου είχε ως εισόδους τη μέγιστη θερμοκρασία της μέρας, τη μέση θερμοκρασία των δύο τελευταίων ημερών και τη σχετική υγρασία της μέρας και οι οποίες αναπαρίσταντο με πολυωνυμικές συναρτήσεις. Οι μέρες παρατήρησης ήταν περίπου 20 και υπήρχε ο συντελεστής βάρους για λόγους «ιστορίας του φορτίου» ίσος με 0,8. Από την εφαρμογή της μεθοδολογίας προέκυψε ότι η μέση τιμή απόλυτου σφάλματος και η αντίστοιχη τυπική απόκλιση του σφάλματος για το απλό μοντέλο παλινδρόμησης είναι 1,931% και 2,426% αντίστοιχα, για την απλή μέθοδο της συνάρτησης μετασχηματισμού είναι 1,704% και 2,272% αντίστοιχα και για τη μέθοδο της συνάρτησης μετασχηματισμού με τις τεχνικές μεταφοράς και ανάκλασης είναι 1,677% και 2,210% αντίστοιχα, με συνέπεια η τελική προτεινόμενη μέθοδος να υπερτερεί. Αντίστοιχα στο [1.10] αναπτύσσεται ένα συνεχές αυτοπαλινδρομικό μοντέλο με μετασχηματισμό τύπου *Hilbert* για μη στάσιμες στοχαστικές χρονοσειρές βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου επιτυγχάνοντας για 59 εβδομάδες ιστορικών δεδομένων σε δίκτυο μέσης τάσης σφάλματα κάτω του 2% λόγω του μεγάλου πλήθους εβδομαδιαίων δεδομένων παρά την έλλειψη μετεωρολογικών δεδομένων. Επίσης, μπορούν να υπάρξουν και οι μη παραμετρικές μέθοδοι που χρησιμοποιούν μορφές και εκτιμητές από τον κλάδο των πιθανοτήτων. Ακόμη μπορεί να υπάρξουν και ντετερμινιστικές προσεγγίσεις του προβλήματος, όπως στο [1.11], όπου από την εφαρμογή της μεθόδου σε σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας μεσαίου μεγέθους η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι περίπου 2%, ενώ η μέγιστη τιμή φθάνει το 4%. Τέλος υπάρχει πληθώρα υβριδικών μορφών κλασικών μεθόδων. Χαρακτηριστικά υπάρχουν μοντέλα για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου βασισμένα στη θεωρία της παλινδρόμησης, αλλά περίπλοκης μορφής, όπου λαμβάνει υπόψη του με δυαδικές μεταβλητές την ύπαρξη ή μη ημερών διακοπών [1.12]. Αυτό το μοντέλο υλοποιήθηκε και λειτούργησε σε πραγματικό χρόνο στο κέντρο ελέγχου ενέργειας της εταιρείας ηλεκτρικής ενέργειας και αερίου Ειρηνικού -PG&E. Σε σύγκριση με παλαιότερο απλούστερο παλινδρομικό μοντέλο που χρησιμοποιούσε η εταιρεία υπήρξε βελτίωση που έφθανε μέχρι το 49%. Στο [1.13] πρότεινε μία παραλλαγή των χρονοσειρών ARIMA, όπου ως βασική μεταβλητή έχει

προσθεθεί και η εκτίμηση του ανθρώπου χειριστή του συστήματος δίνοντας εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα με τις σύγχρονες μεθοδολογίες. Αντίστοιχα στο [1.14] πραγματοποιήθηκε η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου 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. 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.

1.3.2.2 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα άρχισαν από τις αρχές της δεκαετίας να βρίσκουν εφαρμογή στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, αρχικά ανεξάρτητα από άλλα μοντέλα και ακολούθως σε υβριδικές μορφές (σε συνδυασμό με την ασαφή λογική ή κλασικά μοντέλα). Σημειώνεται ότι αρχικά η μη ύπαρξη αυστηρών μαθηματικών μοντέλων –π.χ. το πλήθος των νευρώνων είναι μεταβλητό- οδήγησε στην αποφυγή εφαρμογής της μεθόδου λόγω του φόβου για το μη καθορισμένο και το άγνωστο. Επίσης τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν μεγαλύτερη ευαισθησία με το σύστημα της ηλεκτρικής εταιρείας –άλλη συμπεριφορά για τα ελληνικά κλιματικά δεδομένα, άλλη για τις βορειοανατολικές πολιτείες της Αμερικής-, με συνέπεια ανά περίπτωση να χρειάζεται μερική τροποποίηση των εισόδων [1.15]. Με την πειραματική εφαρμογή τους όμως ξεπεράστηκαν αυτοί οι δισταγμοί, με συνέπεια σήμερα πολλές εταιρείες ενέργειας να χρησιμοποιούν τέτοιους αλγόριθμους στα κέντρα ελέγχου ενέργειας.

Μία πολύ ενδιαφέρουσα περίπτωση είναι η περίπτωση της ανάπτυξης νευρωνικού δικτύου και της διαρκούς ανανέωσής του από πανεπιστημιακούς φορείς υπό την αιγίδα του αμερικάνικου οργανισμού έρευνας ηλεκτρικής ισχύος -EPRI- [1.16], [1.17], [1.18], που αποτέλεσε ορόσημο στην εξέλιξη των ΤΝΔ γύρω από αυτό το πρόβλημα. Συγκεκριμένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται στην πράξη από το 1992 στον Καναδά και στις Η.Π.Α. [1.17]. Η αρχική δομή αυτών των μοντέλων ήταν πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με αλγόριθμο εκπαίδευσης προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος αποτελούμενο από τρία επίπεδα το εβδομαδιαίο, το ημερήσιο και το ωριαίο επίπεδο. Το πρώτο επίπεδο είχε ως δεδομένα τα ωριαία φορτία και τις αντίστοιχες θερμοκρασίες της ίδιας μέρας της τελευταίας εβδομάδας, όπως και τις θερμοκρασίες της προβλεπόμενης μέρας. Το δεύτερο επίπεδο είχε ως δεδομένα τα ωριαία φορτία και τις αντίστοιχες θερμοκρασίες της προηγούμενης μέρας και τις θερμοκρασίες της μέρας υπό πρόβλεψη, ενώ το τρίτο επίπεδο είχε το φορτίο, τη θερμοκρασία και τη σχετική υγρασία της ώρας των τελευταίων τριών περασμένων ημερών, την πρόβλεψη της θερμοκρασίας και της

σχετικής υγρασίας για τη συγκεκριμένη μέρα και για τον τύπο της μέρας. Με αυτό το μοντέλο γινόταν αλληλοεπικάλυψη δεδομένων, γι' αυτό προτάθηκε το μοντέλο δεύτερης γενιάς στο [1.18], όπου γινόταν η κατηγοριοποίηση των ωρών της ημέρας -για τις Η.Π.Α. και προέκυψαν τέσσερις κατηγορίες: 1.00-9.00, 10.00-14.00, 19.00-22.00, 15.00-18.00, 23.00-24.00. 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. Πέρα όμως από την πρόβλεψη του φορτίου γίνεται και η αντίστοιχη πρόβλεψη της θερμοκρασίας με τη βοήθεια ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, όπου οι 28 είσοδοι κάθε μονάδας για μία μέρα είναι οι 24 ωριαίες θερμοκρασίες, η μέγιστη και η ελάχιστη θερμοκρασία της μέρας υπό πρόβλεψη, η μέγιστη και η ελάχιστη της μέρας προ 48 ωρών. Ως έξοδοι λαμβάνονται οι 24 ωριαίες πρόβλεψης φορτίου με δύο μορφές με και χωρίς κανονικοποίηση. Οι κανονικοποιημένες μεταβλητές χρησιμοποιούνται στο προσαρμοστικό μοντέλο για την εύρεση των ωριαίων θερμοκρασιών μίας εβδομάδας, ενώ οι μη ως είσοδοι στην άλλη βαθμίδα νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη του επόμενου εικοσιτετραώρου. Το μέσο απόλυτο σφάλμα προβλεπόμενου ωριαίου φορτίου κυμαίνεται ανάμεσα σε 2%-4%, το αντίστοιχο σφάλμα θερμοκρασίας 1,5% με 2% και της σχετικής υγρασίας 5,5% με 6%.

Στη συνέχεια ακολούθησε η τρίτη γενιά τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου [1.16], η οποία αντί 38 ή 24 νευρωνικά δίκτυα διαθέτει μόλις 2, μέσω των οποίων το πρώτο προσδιορίζει 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 προκύπτει γραμμικός συνδυασμός, όπου εφαρμόζεται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων με χρήση βαρών δίνοντας μεγαλύτερη σπουδαιότητα στα σφάλματα των πιο πρόσφατων φορτίων. Η θερμοκρασία που χρησιμοποιείται ως είσοδος στο δίκτυο είναι η «ενεργός», η οποία προκύπτει από κατάλληλους γραμμικούς συνδυασμούς της πραγματικής θερμοκρασίας με τη σχετική υγρασία και την ταχύτητα του ανέμου. Πέρα τούτου οι διακοπές και οι ειδικές μέρες αντιμετωπίζονται με τον αλγόριθμο “Reza”, όπου μέσω γραμμικών παρεμβολών και προσδιορισμού των τιμών βαρών λόγω αλληλοεπικαλύψεων προκύπτει η τελική τιμή πρόβλεψης του φορτίου, που καθορίζεται είτε από το διαχειριστή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, είτε από τη μέρα διακοπών αναπροσαρμόζοντας τη μορφή του φορτίου. Η βελτίωση που προκύπτει σε σχέση με την προηγούμενη έκδοση κυμαίνεται από 9% ως 24%. Έχει βρει πρακτική εφαρμογή σε 35 ηλεκτρικές αμερικάνικες και καναδικές εταιρείες μέχρι τα τέλη του έτους 1998.

Άλλες εταιρείες, όπως η Florida Power & Light Company [1.19], 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°F ανά 2°F.

Αντίστοιχο μοντέλο αναπτύχθηκε για λογαριασμό της εταιρείας ηλεκτρισμού και φυσικού αερίου Ειρηνικού PG&E [1.8]. 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 φτάνοντας τελικά σε ακρίβεια της τάξης του 2%.

Ενώ υπάρχουν και περιπτώσεις που χρησιμοποιούν παραπάνω από ένα κρυμμένα επίπεδα, όπως στο [1.20], οι οποίοι για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του ιρανικού εθνικού συστήματος ενέργειας χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο δύο κρυμμένων στρωμάτων έχοντας ως μέθοδο εκπαίδευσης τη Levenberg-Marquardt χρησιμοποιώντας ως ιστορικά δεδομένα τα ωριαία φορτία των τελευταίων 21 ημερών.

Επίσης αναφέρονται ειδικές μορφές νευρωνικών δικτύων, όπως ένα ανατροφοδοτούμενο πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο [1.21] με βελτίωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και της διασποράς από 2,567% και 2,069% σε 2,024% και 1,856%, ένα μη πλήρες δίκτυο [1.22] και ένα σύστημα συνδυασμένων διαδοχικών νευρωνικών δικτύων, όπου το πρώτο 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 [1.23]. Επίσης έχει προταθεί η μέθοδος της ακτινικής επίδρασης RBF με χρήση της συνάρτησης Green και του αλγορίθμου Quasi-Newton [1.24].

Ένα άλλο πρόβλημα είναι ο τρόπος εισόδου της έννοιας της αβεβαιότητας στα μοντέλα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ειδικά για το μέγεθος της θερμοκρασίας κατά την πρόβλεψη ημερήσιας αιχμής μελετήθηκαν οι επιπτώσεις των πιθανοτικών εισόδων στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [1.25], όπου αρχικά εκπαίδευσαν το δίκτυο με πραγματικά ιστορικά στοιχεία. Στη συνέχεια υπολόγισαν μέσω αναλυτικών σχέσεων τη μέση τιμή και το διάστημα εμπιστοσύνης των υπό πρόβλεψη μεταβλητών ανάλογα με τις υπό θεώρηση πιθανοτικές κατανομές (π.χ. κανονική, Pearson κτλ.) που εφαρμόστηκαν λόγω των αβέβαιων εισόδων βελτιώνοντας τα αντίστοιχα αποτελέσματα. Ομοίως στο [1.26] η αβεβαιότητα της θερμοκρασίας αντιμετωπίστηκε 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. Αντίστοιχα στο [1.27] προτάθηκε η προσθήκη λευκού θορύβου στις εισόδους εκπαίδευσης, 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.

Παράλληλα προτάθηκε η χρήση των νευρωνικών δικτύων και όμοιων ημερών μέσω κατάλληλης ταξινόμησης [1.28]. Ειδικά στο [1.29] δημιουργήθηκε 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 [1.29]. Στο [1.30] αναπτύχθηκε ένας αυτόνομος αυτό-οργανωμένος χάρτης που στηρίζεται στο χαρακτηριστικό του διπλού ανύσματος και στις αρχές του Luttrell, ενώ στο [1.31] προτάθηκε η αντίστοιχη κατηγοριοποίηση φορτίου να γίνει μέσω μίας προσδιοριστικής μεθόδου πανομοιότυπης με της διαδικασίας της «ψύξης μετάλλου» στη βιομηχανία.

Τελευταία γίνεται συστηματική προσπάθεια να προσδιοριστούν οι παράγοντες που διαμορφώνουν τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίων με χρήση ΤΝΔ. Στο [1.32] επιχείρησαν να προσδιορίσουν τις εισόδους των τεχνητών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας κατάλληλες μεθόδους και συγκρίνοντας τα στοιχεία και τα μοντέλα που χρησιμοποιούσαν ορισμένες ηλεκτρικές εταιρείες. 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 [1.33] πραγματοποιείται 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.

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 [1.34] ισχυρίζονται 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 Gauss, ενώ η εκτέλεση ολοκληρώνεται με τη χρήση της concurrent descent μεθόδου και της κατάλληλης ανατροφοδότησης του κρυμμένου επιπέδου ως προς την είσοδο, ώστε να συμπεριληφθούν και οι ανώμαλες μέρες. Το ΤΝΔ πρέπει 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 [1.35] προτείνεται η χρήση ανεξάρτητων μοντέλων πρόβλεψης για κάθε ώρα για περιορισμό των εισόδων και στην κατηγοριοποίηση των φορτίων σε ομάδες προτείνοντας συγχρόνως τη χρήση της τετραγωνικής ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, διότι το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα είναι δυνατό να προκαλέσει οικονομική ζημιά, γιατί το μεγαλύτερο πρόβλημα παρουσιάζεται την ώρα της αιχμής. Προς περιορισμό του κόστους παραγωγής και της χρήσης ακριβών μονάδων κατά τις ώρες αιχμής στο [1.36] πρότειναν μία διαδικασία εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων μέσω τετραγωνικών σφαλμάτων με βάρη ανάλογα του οριακού κόστους του συστήματος, οπότε έδωσαν ιδιαίτερη σημασία στις ώρες αιχμής του συστήματος με τις προϋποθέσεις ότι η υποεκτίμηση ή υπερεκτίμηση του προβλεπόμενου φορτίου έχουν το ίδιο επιπλέον κόστος και ότι το ωριαίο οριακό κόστος είναι το ίδιο κάθε ημέρα, τα οποία δεν ισχύουν για τα περισσότερα συστήματα.

Η έλλειψη στατιστικών εργαλείων για τον έλεγχο των νευρωνικών δικτύων αντιμετωπίστηκε μέσω των μεθοδολογιών εύρεσης διαστημάτων εμπιστοσύνης κατά τη διαδικασία πρόβλεψης φορτίου, όπως του υπολογισμού σφάλματος εξόδου [1.37], της δειγματοληψίας [1.37], της πολυγραμμικής παλινδρόμησης [1.37] και μίας προσαρμοστικής μεθόδου υπολογισμού του διαστήματος εμπιστοσύνης [1.38].

Επίσης στο [1.39] 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 & Beale.

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή των πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για το ελληνικό ηπειρωτικό σύστημα [1.40], [1.41]. Οι εισοδοί 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 επταψηφίου 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 γιορτές και ειδικά αν είναι διαδοχικές. Αυτό το πρόβλημα στις προβλέψεις φορτίου λύθηκε με τον κατάλληλο προσδιορισμό του φορτίου μίας κανονικής μέρας και έπειτα τη μείωση του φορτίου λόγω των διακοπών λαμβάνοντας υπόψη και το είδος των ημερών που προηγούνται της μέρας πρόβλεψης. Ειδικότερα κατά την πρόβλεψη φορτίου εορτών θεωρείται ότι αποτελείται από δύο συνιστώσες: μία συνιστώσα κανονικής μέρας και μία διόρθωση της επίδρασης της εορτής. Όταν στο διάνυμα εισόδου του νευρωνικού δικτύου υπάρχουν φορτία εορτών, τότε αυξάνονται κατά ένα διορθωτικό όρο επίδρασης της εορτής, πριν τροφοδοτηθούν στο δίκτυο. Η διόρθωση επίδρασης εορτής υπολογίζεται ξανά χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα προηγούμενων ετών για την υπό εξέταση εορτή. 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 [1.42], όπου η δομή του δικτύου είναι παρόμοια με του [1.41] (δηλαδή η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη, το πλήθος των κρυφών επιπέδων είναι ένα και ο αριθμός των νευρώνων είναι 48) με τη διαφορά όμως ότι χρησιμοποιούνται στοιχεία από ένα μετεωρολογικό σταθμό (64 εισοδοί). Αν χρησιμοποιηθούν τόσο στην εκπαίδευση, όσο και στην πρόβλεψη προεπεξεργασμένα δεδομένα, τότε το σφάλμα της πρόβλεψης φθάνει στο 1,86%.

Τέλος στο [1.43] πραγματοποιείται μία αναλυτική σύγκριση μεθόδων εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων οπίσθιας τροφοδότησης, (κλασικής μεθόδου, προσαρμοστικού αλγόριθμου κανόνων ορμής και εκπαίδευσης, του ευπροσάρμοστου, της συζευγμένης μεταβολής κλίσης κατά *Fletcher-Reeves* ή κατά *Polak-Ribiere*, με ή χωρίς την αρχικοποίηση

κατά *Powell-Beale*, της βαθμωτής συζευγμένης μεταβολής κλίσης, των μεθόδων *Newton - quasi-Newton*, της τέμνουσας ενός βήματος, *Levenberg-Marquardt*) για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα για το επόμενο 24-ώρο ανά ώρο βασιζόμενο στην αρχική επιλογή των [1.40], [1.41]. Παράλληλα διερευνήθηκαν ζητήματα, όπως βελτιστοποίηση παραμέτρων ΤΝΔ, εισόδων ΤΝΔ, εξόδου ΤΝΔ καταλήγοντας στη χρήση είτε του βασικού αλγόριθμου χρησιμοποιώντας απλούς ή προσαρμοστικούς κανόνες των όρων ορμής και του ρυθμού μάθησης με ανά πρότυπο παρουσίαση, είτε της μεθόδου 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 εικοσιτετραώρων, οι μέγιστες και οι ελάχιστες μέσες τριώρες 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, [1.40]). Ισοδύναμα μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας οι αντίστοιχες τριώρες 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 [1.40], είτε με τη χρήση ΤΝΔ και ομαδοποίησης (ξεχωριστή κατασκευή ανά ομάδα). Η τελευταία δίνει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα -6.2% και 6% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα.

1.3.2.3 Ασαφή λογική

Η ασαφής λογική βρήκε εκτεταμένη εφαρμογή στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου λόγω της δυνατότητας που έχει να αξιοποιεί ακόμη και τις λεκτικές μεταβλητές, πρακτικά ακόμη και την εμπειρία των χειριστών.

Συγκεκριμένα στο [1.44] για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου σε επίπεδο διανομής προτείνεται η χρήση της ασαφούς λογικής. Προηγουμένως είχαν προταθεί δύο μεθοδολογίες, είτε η χρήση των τυπικών καμπυλών φορτίου και πρόσθετης πληροφορίας για την κατανάλωση σε διαφορετικές περιόδους κτλ., είτε η διακριτοποίηση του φορτίου σε σχέση με το είδος των καταναλωτών που συναντά κανείς στο σύστημα. Οι αδυναμίες τους βρίσκονται στις διάφορες εκτιμήσεις των στοιχείων που λείπουν και στην εξάλειψη του ασαφούς χαρακτήρα ορισμένων παραγόντων. Από τη στιγμή που η μορφή της ηλεκτρικής ζήτησης κανενός καταναλωτή δεν είναι γνωστή ακριβώς, είναι χρήσιμο να γίνεται ο υπολογισμός της φόρτισης του συστήματος στη βάση κάποιων εκτιμήσεων. Με βάση τις ημερήσιες καταναλώσεις ενέργειας των πελατών εμπορικών και οικιακών είναι δυνατό να προσδιοριστεί η αιχμή του φορτίου ανά 15 λεπτά με απόλυτο σφάλμα ανάμεσα στο 1 και 11% και διασπορά ανάμεσα στο

4,5% και 5,5% διαμορφώνοντας διαφορετικά μοντέλα ανά υποσταθμό και ανά μέρα και εποχή. Από την απλή παλινδρόμηση δε διαφέρει ως προς τη μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος, αλλά παρουσιάζει σημαντική βελτίωση ως προς τη διασπορά, καθώς είναι μικρότερη από το 1/3 της αρχικής.

Στην Ιαπωνία αναπτύχθηκε μοντέλο ασαφούς λογικής για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του φορτίου μέσω της συνάρτησης $x_{t+i} = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$, όπου x_i είναι το φορτίο της i -οστής ώρας [1.45]. Το μοντέλο αυτό στηριζόταν αποκλειστικά στα φορτία με αφορμή την έλλειψη στοιχείων θερμοκρασίας ή άλλων καιρικών παραμέτρων. Η συνάρτηση συμμετοχής που χρησιμοποιήθηκε ήταν η τριγωνική. Χρησιμοποιώντας το κατάλληλο μοντέλο μάθησης επιτυγχάνεται μέση τιμή απόλυτου σφάλματος ίση με 1,37%, με μέγιστη τιμή ίση με 12,14% και τυπική απόκλιση 34,17% έχοντας ως «παράθυρο» διακύμανσης 2000 MW. Με τις ίδιες εισόδους το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο -με 5 ως 15 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο- έχει χειρότερη συμπεριφορά -τουλάχιστον κατά 0,02% η μέση τιμή του σφάλματος και κατά 0,5% η τυπική απόκλιση, τόσο σε επίπεδο εκπαίδευσης, όσο και σε επίπεδο δοκιμής.

Στο [1.46] εφάρμοσαν στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου τον ασαφή επαγωγικό συλλογισμό. Το προτεινόμενο μοντέλο χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο, ο οποίος βασίζεται σε τυχαία τοπική έρευνα ελέγχου για να επιλέξει τις εισόδους του μοντέλου. Χρησιμοποιώντας μια μέθοδο βελτιστοποίησης για τον καθορισμό γραμμικών και μη γραμμικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών προκύπτει ένα “οικονομικό” σύνολο μεταβλητών εισόδου βελτιώνοντας την ακρίβεια. Το συγκεκριμένο μοντέλο εφαρμόστηκε στο σύστημα ηλεκτρικής ισχύος του Εκουαδόρ, με μέσο ημερήσιο σφάλμα στο 2,33%, καλύτερο συγκρινόμενο με την εφαρμογή άλλων μεθόδων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου στο ίδιο σύστημα.

Στο [1.47] δημιουργήθηκε ένα μοντέλο, το οποίο χρησιμοποιεί «δίκτυα απαγωγής» (abductive networks). Χρησιμοποιώντας τα 24 ωριαία φορτία και θερμοκρασίες των τελευταίων 5 ετών πραγματοποιεί την πρόβλεψη φορτίου του επόμενου 24-ωρου. Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα των ετών 1985-1989, της ηλεκτρικής εταιρίας Puget του Seattle και αξιολογώντας τα αποτελέσματα της πρόβλεψης του επόμενου έτους προέκυψε MAPE 2,67%.

Στο [1.48] περιγράφεται ένα μοντέλο ασαφούς λογικής, το οποίο χρησιμοποιεί την ώρα και τη θερμοκρασία ως εισόδους και προβλέπει το φορτίο ως έξοδο. Η ώρα χωρίζεται σε οκτώ συναρτήσεις συμμετοχής, ενώ η θερμοκρασία σε τέσσερις συναρτήσεις συμμετοχής. Το προβλεπόμενο φορτίο χωρίζεται σε οκτώ συναρτήσεις συμμετοχής. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται για το θερμικό σταθμό (NTPS-II) της Ινδίας και το σφάλμα που προκύπτει είναι περίπου 3%.

Στο [1.49] περιγράφουν ένα σύστημα για την εκτίμηση των καμπύλων φορτίου στη χαμηλή τάση. Το μοντέλο αποτελείται από μια συγκέντρωση ασαφών συστημάτων Takagi-Sugeno. Το μοντέλο δημιουργήθηκε με βάση ακατέργαστα δεδομένα της συμπεριφοράς των καταναλωτών. Αυτή η βάση δεδομένων επιτρέπει τη δημιουργία μεγαλύτερων συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου από προσομοιωμένες αναπληρώσεις χαμηλής τάσης (LV), οι οποίες οδηγούν στην ανάπτυξη του ασαφούς συστήματος. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται ως προς την ακρίβεια με αντίστοιχα προηγούμενου νευρωνικού δικτύου με καλύτερα αποτελέσματα.

Στο [1.44] χρησιμοποιήθηκε η ασαφής λογική στην πρόβλεψη της ημερήσιας αιχμής για δίκτυα διανομής.

1.3.2.4 Υβριδικά μοντέλα ασαφούς λογικής & τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Μία από τις χαρακτηριστικότερες περιπτώσεις συνδυασμού ασαφούς λογικής και τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη νευροασαφών μοντέλων. Μία κλασική μορφή νευροασαφούς δικτύου παρουσιάζεται στο [1.50] έχοντας διαχωρίσει τις ημέρες σε τρεις κατηγορίες: καθημερινές, Σάββατα και Κυριακές & γιορτές. Στη συνέχεια λαμβάνεται υπόψη με τη μορφή ασαφών μεταβλητών η μέγιστη και η ελάχιστη θερμοκρασία της ημέρας πρόβλεψης, η μέση θερμοκρασία της προηγούμενης μέρας, η βροχόπτωση και η απόσταση της μίας μέρας από την άλλη ως προς το είδος τους με τη χρήση τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής. Προσδιορίζεται η επίδραση μέσω κατάλληλων κανόνων στο μέρος του φορτίου που δεν ανήκει στο σταθερό του τμήμα -έχει προκύψει με κατάλληλη επεξεργασία των ωριαίων φορτίων και διαχωρισμό τους σε δύο συνιστώσες: σταθερό και τμήμα επηρεαζόμενο από τις ανωτέρω μεταβλητές. Η σταθερή συνιστώσα απομονώνεται. Στη συνέχεια πραγματοποιείται η κατάλληλη εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου για ένα έτος έχοντας διαχωρίσει την επίδραση των διαφόρων μεταβλητών στο φορτίο και προσδιορίζοντας μέσω κατάλληλων συναρτήσεων την προβλεπόμενη τιμή μέσω ασαφών δικτύων. Παράλληλα λαμβάνονται υπόψη οι χαρακτηριστικές μορφές που επιβάλλουν οι τέσσερις διαφορετικές περιόδους της μέρας -πρωί, απόγευμα, βράδυ, νύχτα. Με αυτόν τον τρόπο λαμβάνεται ειδική μέριμνα για τις γιορτές, ενώ δεν γίνεται λόγος για την ετήσια ανάπτυξη του φορτίου. Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι γύρω στο 1,15% έναντι απλού τεχνητού νευρωνικού δικτύου που φθάνει στο 2,6%.

Στο [1.51] χρησιμοποιήθηκε 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.). Στο [1.52] υπήρξε η συνέχεια του [1.51] με την ανάπτυξη ενός υβριδικού μοντέλου νευρωνικών και ασαφών δικτύων προς αντιμετώπιση των ειδικών ημερών χρησιμοποιώντας επιπλέον ομάδες κατηγοριοποίησης για τις ημέρες των εορτών.

Αντίστοιχα στο [1.53] χρησιμοποιήθηκε 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. Η προτεινόμενη μέθοδος έδωσε μέση τιμή απόλυτου σφάλματος σχεδόν υποδιπλάσια έναντι εκείνης που προκύπτει με κλασικό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με τα ίδια δεδομένα.

Μία εναλλακτική μορφή σύγκρισης και κατηγοριοποίησης παρουσιάζεται στο [1.54]. Σ' αυτήν την περίπτωση πραγματοποιήθηκε ο διαχωρισμός σε έξι ομάδες φορτίου με τη βοήθεια του μοντέλου *Kohonen*, το οποίο έχει ως στόχο την εύρεση του βασικού μέρους του φορτίου λαμβάνοντας 48 εισόδους -τα ωριαία φορτία της τρέχουσας και της προηγούμενης μέρας. Συγχρόνως υπάρχει και η κατάλληλη κανονικοποίηση ως προς την ετήσια ανάπτυξη του φορτίου μέσω του συντελεστή ετήσιας αύξησης. Παράλληλα διαμορφώνονται όρια μέσα στα οποία είναι επιτρεπτό να κυμαίνονται τα φορτία κάθε μέρας ($\bar{x} - \sigma, \bar{x} + \sigma$). 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: έναν πολλαπλασιαστικό και ένα σταθερό, για τρεις ομάδες ωρών -πρωινές, απογευματινές και νυχτερινές-, για να είναι δυνατή η εύρεση της συνιστώσας του φορτίου που επηρεάζεται από τις κλιματολογικές συνθήκες. Για το ηλεκτρικό σύστημα της Σιγκαπούρης τα αποτελέσματα αυτού του μοντέλου είναι αρκετά ικανοποιητικά, αφού κυμαίνονται αρκετά πιο κάτω του 0,85% για κάθε είδος μέρας.

Στο [1.55] προτάθηκε μία ασαφής κατηγοριοποίηση των κλιματικών συνθηκών με βάση τη θερμοκρασία και την υγρασία, όπου στις σχηματιζόμενες κατηγορίες ταξινομείται κάθε ωριαίο φορτίο, αρκεί η συνάρτηση συμμετοχής να είναι μη μηδενική. Στη συνέχεια επιλέγεται 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 ημέρας, 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.

Στο [1.56] παρουσιάζεται ένα μοντέλο ημερήσιας πρόβλεψης φορτίου βασισμένη στα ασαφή νευρωνικά δίκτυα. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται χωριστά για τις καθημερινές και για τα σαββατοκύριακα. Ως αρχική πληροφορία χρησιμοποιούνται ημερήσια αρχεία φορτίων και θερμοκρασίας. Τα δεδομένα αρχικοποιούνται με βάση ελάχιστες και μέγιστες τιμές. Τα προγράμματα που δημιουργούνται ελέγχονται και το σφάλμα που προκύπτει είναι όχι πάνω από 2,5% για τις καθημερινές και 2% για τα σαββατοκύριακα.

Στο [1.57] εφαρμόσαν ένα μοντέλο ασαφούς λογικής νευρωνικό δίκτυο το οποίο εφαρμόστηκε για 24ωρη πρόβλεψη φορτίου του έτους 1997, για το Wichita του Κάνσας με σφάλμα 2,28%.

Στο [1.58] αναφέρεται ότι, όταν τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, μπορούν να αποκτήσουν εμπειρία με εκπαίδευση και χαρτογράφηση κανόνων, αλλά αυτοί οι κανόνες δεν είναι ευθέως κατανοητοί από το δίκτυο. Έτσι δημιουργείται μια μέθοδος ενοποίησης των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής, στην οποία τα νευρωνικά δίκτυα μόνο τακτοποιούν τις πληροφορίες που παρέχουν τα ιστορικά δεδομένα και η ασαφής λογική εκτιμά τους συντελεστές οι οποίοι έχουν μεγαλύτερη επίδραση στο φορτίο, όπως η θερμοκρασία, οι αργίες κ.α. Με εφαρμογή του μοντέλου αυτού το σφάλμα σε σχέση με το αντίστοιχο σφάλμα του μοντέλου νευρωνικού δικτύου μειώνεται από 1,585%, 1,858% και 5,747% σε 1,549%, 1,564% και 2,231% για τις εργάσιμες ημέρες, τα σαββατοκύριακα και τις αργίες αντίστοιχα.

Στο [1.59] προτείνεται 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 του συντελεστή ετήσιας αύξησης. Ακολουθώντας παράγονται με τη βοήθεια των ασαφών νευρωνικών δικτύων και λαμβάνοντας υπόψη το είδος της ημέρας, τις διακοπές, τη μέγιστη θερμοκρασία και τη βροχόπτωση, δύο παράγοντες: ένας πολλαπλασιαστικός και ένας σταθερός για τρεις ομάδες ωρών -πρωινές, απογευματινές και νυχτερινές-, ώστε να υπολογισθεί η συνιστώσα του φορτίου που επηρεάζεται από τις κλιματολογικές συνθήκες.

Ειδικά για τον ελληνικό χώρο στα [1.60], [1.40] παρουσιάζεται ένα νευροασαφές μοντέλο. Συγκεκριμένα για την πρόβλεψη μίας ώρας της επόμενης μέρας $L_{εκτ}(d+1, h)$ χρειάζονται έξι στοιχεία, δηλαδή τα: $L(d, h-1)$, $L(d, h)$, $L(d, h+1)$, $L(d, 22)$, $L(d, 23)$, $L(d, 24)$. Ουσιαστικά δημιουργούνται 168 ασαφή τεχνητά δίκτυα, για να καλυφθεί το χρονικό παράθυρο μίας

εβδομάδας. Η κάθε μονάδα εκπαιδεύεται με τα δεδομένα ενός έτους, δηλαδή με 52 πρότυπα εισόδου/εξόδου. Μετά την εκπαίδευση των μονάδων έχουν κατά μέσο όρο 3 κανόνες. Το βασικό μειονέκτημα είναι ότι προσδιορίζονται μέσω δοκιμών οι μεταβλητές. Με την εκτέλεση του προγράμματος για το ελληνικό ηπειρωτικό σύστημα του 1997 -χωρίς να περιλαμβάνονται οι μέρες διακοπών και ανώμαλων καιρικών συνθηκών- λήφθηκαν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα. Συγκρινόμενο με ένα τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο των ίδιων εισόδων έχει μικρή διαφοροποίηση ως προς την ακρίβεια (μέση τιμή απόλυτου σφάλματος 2,90% και μέση απόκλιση 1,10% έναντι 2,88% και 1,15% αντίστοιχα για το τεχνητό). Όμως με τα ασαφή χρειάζονται 5 φορές λιγότερο υπολογιστικό χρόνο από ό,τι για τα τεχνητά -18 sec -σε H/Y 66 MHz έναντι 92 sec του δευτέρου. Στη συνέχεια στο [1.61] υπήρξε μία νέα μορφή των ασαφών νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με γενετικούς αλγόριθμους για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για το ελληνικό σύστημα. Επιθυμώντας να λαμβάνονται οι αιχμές του μεσημεριού και των πρώτων βραδινών ωρών και τις αντίστοιχες κοιλάδες του πρωινού και του απογεύματος χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκείνα που επηρεάζουν περισσότερο τις επιθυμητές εξόδους, όπως είναι η μεσημεριανή αιχμή φορτίου, η βραδινή αιχμή, η πρωινή και η απογευματινή κοιλάδα, η ελάχιστη, η μέση και η μέγιστη ημερήσια θερμοκρασία. Μέσω κατάλληλης επεξεργασίας κατέληξαν ότι οι απαραίτητοι είσοδοι για τον προσδιορισμό του μεγίστου κατά το μεσημέρι είναι τα ωριαία φορτία των δύο προηγούμενων ημερών και η προβλεπόμενη μέγιστη θερμοκρασία της υπό πρόβλεψης ημέρας. Το ίδιο έπραξαν και για τους άλλους τρεις στόχους καταλήγοντας σε μέση τιμή απόλυτου σφάλματος ανάμεσα σε 1,06% και 1,95% για όλες τις εποχές και περιπτώσεις. Συγχρόνως με βάση αυτά τα τέσσερα στοιχεία και την προβλεπόμενη ώρα ανάλογα με τον τύπο της ημέρας και της εποχής γίνεται και η αναλυτική πρόβλεψη της συμπεριφοράς της εκάστοτε μέρας.

Αργότερα στο [1.62] παρουσιάστηκε το ασαφές μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση της μεθόδου των ορθογωνίων ελαχίστων τετραγώνων, όπου επιλέχθηκαν οι είσοδοι από ένα αρχικό σύνολο που περιλαμβάνει τη μέγιστη, την ελάχιστη και τη μέση θερμοκρασία της προβλεπόμενης μέρας, την αντίστοιχη μεταβολή της μέγιστης και της ελάχιστης θερμοκρασίας, τη μέγιστη και την ελάχιστη θερμοκρασία της τρέχουσας μέρας, τα ωριαία φορτία της τρέχουσας και των προηγούμενων ημερών διαφόρων ωρών. Στη συνέχεια, για κάθε μέρα της κάθε περιόδου γίνεται η διαμόρφωση του αντίστοιχου ασαφούς δικτύου μέσω του οποίου γίνεται ο προσδιορισμός εκείνων των μεταβλητών που επηρεάζουν τη διαμόρφωση του φορτίου ανά τύπο ημέρας και εποχής βρίσκοντας διαφορετικά σύνολα για να επιτευχθεί μέση τιμή απόλυτου σφάλματος ανάμεσα στο 1,5% και στο 2,0% για κάθε είδος μέρας σε ετήσιο επίπεδο, όπως π.χ. η καλοκαιρινή Κυριακή έχει πρακτικά 14 εισόδους, ενώ η καλοκαιρινή Δευτέρα έχει 20. Συνολικά απαιτούνται 28 ασαφή μοντέλα για την περιγραφή ολόκληρου του έτους για το ελληνικό ηπειρωτικό σύστημα, χωρίς να λαμβάνεται μέριμνα για τις ειδικές μέρες. Με αυτόν τον τρόπο πέτυχαν μέση τιμή απόλυτου σφάλματος γύρω στο 1,76% έναντι του 1,68% που πέτυχαν στο [1.61] και έναντι του 1,82% με πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με 30 εισόδους και 20 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο έχοντας εκπαιδευτεί για τρία έτη. Πρακτικά οι δύο μέθοδοι παρουσιάζουν περίπου την ίδια απόδοση.

Επίσης στα [1.63], [1.64], [1.65] και [1.66] δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στην ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης φορτίου, αλλά και αέρα, καθώς αυτή διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στο λειτουργικό σχεδιασμό απομονωμένων συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας. Η πρόβλεψη γίνεται σε ορίζοντα 4-48 ωρών με χρονικό βήμα 20 λεπτών ως μία ώρα. Η κατάσταση είναι πιο

δύσκολη για τα απομονωμένα συστήματα λόγω έλλειψης διαθεσιμότητας μακρών ιστορικών δεδομένων και πληροφορίας για τις τυπικές μέρες. Επίσης, δεν μπορούν να ληφθούν υπόψη και να αντιμετωπιστούν απρόβλεπτα γεγονότα -απόρριψη φορτίου, γενικευμένη διακοπή -black out- κτλ.. Η γενική αρχή είναι ότι ξεκινάει κανείς από την επιλογή της μορφής του μοντέλου, έπειτα προσδιορίζει μέσω των ιστορικών δεδομένων -εκπαίδευση- τις διάφορες παραμέτρους, βρίσκει μέσω της διαδικασίας ελέγχου τη βέλτιστη λύση χρησιμοποιώντας μία ανεξάρτητη ομάδα δεδομένων. Ιδιαίτερα το δίκτυο της Κρήτης παρουσιάζει σειρά προβλημάτων, με συνέπεια οι μετρήσεις να περιέχουν πλήθος λαθών ή οι χρονολογικές τους καμπύλες μη λογικές τιμές. Γι' αυτό γίνονται αυτόματες διορθώσεις χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο που βασίζεται σε κανόνες διόρθωσης που σχετίζονται με την ομαλή εξέλιξη του φορτίου. Με συνδυασμό τους επιτυγχάνεται σφάλμα 5%, το οποίο είναι αρκετά υψηλό. Ακολούθως εφαρμόστηκαν κανόνες της ασαφούς λογικής που λαμβάνονται υπόψη μέσω κατάλληλων βαρών. Η όλη διαδικασία στηρίζεται στην ελαχιστοποίηση της απόλυτης τιμής του σφάλματος. Με αυτήν τη μεθοδολογία αντιμετωπίζεται και το πρόβλημα πρόβλεψης του ανέμου. Δημιουργήθηκε ένα ασαφές δίκτυο για την εικοσιτετράωρη πρόβλεψη, με ύπαρξη 2 ως 6 κανόνων ασαφούς λογικής και με συναρτήσεις συμμετοχής τύπου Gauss. Από την εφαρμογή του μοντέλου για την Κρήτη η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι 3,4%.

1.3.2.5 Υβριδικά μοντέλα ασαφούς λογικής & άλλων μεθόδων

Στο [1.67] προτείνεται ο συνδυασμός ενός ασαφούς μοντέλου με μία κλασική μεθοδολογία. Παρουσιάζεται δηλαδή η χρήση ασαφούς λογικής σε συνδυασμό με το μοντέλο ARMAX.

Στο [1.68] προτείνεται ένα ασαφές μοντέλο με δομή δικτύου το οποίο μαζί με έναν γενετικό αλγόριθμο οδηγούν στον καθορισμό των παραμέτρων του συστήματος. Στην εφαρμογή του χρησιμοποιούνται δεδομένα από 20/8/2006 έως 20/9/2006 και προβλέπονται τα 24 φορτία της 21/9/2006. Χρησιμοποιούνται συναρτήσεις συμμετοχής τύπου Gauss και προκύπτει μέσο σφάλμα 2,01% και μέγιστο απόλυτο σφάλμα 4,88%.

Στο [1.69] περιγράφεται ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο το οποίο αποτελείται από έξι κρυμμένα στρώματα. Επιλέγονται 7 είσοδοι, οι οποίες είναι το φορτίο της προηγούμενης ημέρας η μέγιστη και ελάχιστη θερμοκρασία της ημέρας πρόβλεψης, οι διαφορές της μέγιστης και της ελάχιστης θερμοκρασίας της ημέρας πρόβλεψης με την προηγούμενή της, καθώς και ο τύπος της ημέρας πρόβλεψης και της προηγούμενης της. Η έξοδος είναι το φορτίο της ημέρας πρόβλεψης. Οι παράμετροι που εκπαιδεύονται είναι το κέντρο και το πλάτος των συναρτήσεων συμμετοχής. Με χρήση της διαδικασίας back-propagation βελτιστοποιούνται οι παράμετροι. Για το έλεγχο του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν τα 24ωρα ημερήσια δεδομένα φορτίου της εταιρείας Alcoa Aluminum Products Co στη Σαγκάη των μηνών Ιουνίου και Ιουλίου 2006 μαζί με τα αντίστοιχα δεδομένα θερμοκρασίας. Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε με τα 2/3 των δεδομένων και στη συνέχεια αξιολογήθηκε με το υπόλοιπο 1/3 των δεδομένων. Για πρόβλεψη μιας ημέρας (23/7/2006) πέτυχε σχετικό μέγιστο σφάλμα 5,73% και μέσο σχετικό σφάλμα 2,59%.

1.3.3 Μεσοπρόθεσμη & μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου & ενέργειας

Σύμφωνα με όσα αναφέρονται [1.4] οι βασικές μεθοδολογίες, που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας, 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.

Αντίστοιχα για την περίπτωση μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου σε περιορισμένες γεωγραφικές περιοχές στα [1.70], [1.71] αναπτύχθηκε μία πλήρης κατηγοριοποίηση. 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 πολυμεταβλητές τεχνικές 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. Στο [1.72] αντιμετωπίστηκε το πρόβλημα των αναπλάσεων των αστικών περιοχών και την επίδρασή τους στη χωρική μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου λαμβάνοντας υπόψη στοιχεία χρήσης γης και είδους καταναλωτών. Στο [1.73] εφαρμόστηκε η ασαφής 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.. Στο [1.73] παρουσιάστηκαν βελτιωμένα αποτελέσματα με χρήση της ασαφούς λογικής πολύ-αντικειμενικής απόφασης του Yager. Στο [1.74] 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, αυτοκινητοδρόμους, ποταμούς κα. για την εύρεση μελλοντικού φορτίου μικρών περιοχών.

Κατά τα τελευταία έτη έχουν παρουσιαστεί μερικοί νέοι αλγόριθμοι για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Πιο συγκεκριμένα στο [1.75] αναφέρθηκε η ανάπτυξη ενός μικρού νευρωνικού δικτύου 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. 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. 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.

Στο [1.76] δημιουργήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο κατηγοριοποίησης, το οποίο περιλαμβάνει και λογικούς τελεστές για μεσο-μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Το προτεινόμενο μοντέλο επηρεάζεται από ιστορικά δεδομένα, αλλά και από μελλοντικές προβλέψεις αβέβαιων παραγόντων. Συγκρινόμενο με κλασσικές μεθόδους, φαίνεται ότι πετυχαίνει μεγάλη βελτίωση της ακρίβειας της πρόβλεψης φορτίου. Χρησιμοποιούνται δεδομένα 20 ετών (1980-2000) της επαρχίας Guangdong της Κίνας και προβλέψεις παραγόντων όπως είναι στατιστικοί δείκτες της βαριάς βιομηχανίας, της βιομηχανίας φωτισμού, της αγροτικής παραγωγής κ.α. για τα επόμενα 5 έτη, 2001-2005. Το μέσο απόλυτο σφάλμα για το έτος 2005 είναι 1,568%.

Στο [1.77] παρουσιάστηκε μια νέα μεθοδολογία για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας. Το προτεινόμενο μοντέλο είναι ένα προσαρμοζόμενο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο μετασχηματίζει τις μεταβλητές εισόδου σε διαφορές και σχετικές διαφορές με σκοπό την πρόβλεψη των τιμών της ενέργειας που δεν περιλαμβάνονται στο σύνολο εκπαίδευσης. Οι παράμετροι των νευρωνικών δικτύων, όπως οι τελικά χρησιμοποιούμενες μεταβλητές εισόδου, ο αριθμός των νευρώνων, η αρχικοποίηση των τιμών και οι χρονικές περίοδοι ορμής και μάθησης επιλέγονται μέσω μιας διαδικασίας βελτιστοποίησης. Ένα άλλο χαρακτηριστικό του μοντέλου είναι η χρήση ενός ελάχιστου συνόλου εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή της μεθόδου αυτής για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας και για διάφορους καταναλωτές συγκρίνονται με αυτά που προέρχονται από εφαρμογή στα ίδια δεδομένα μοντέλων που βασίζονται σε μεθόδους παλινδρόμησης. Σε όλες τις περιπτώσεις τα αποτελέσματα που δίνει το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου είναι καλύτερα ή κατ' ελάχιστο ισάξια με αυτά των μοντέλων παλινδρόμησης. Το μέσο σφάλμα για πρόβλεψη με ορίζοντα 3ετίας (2001-2003) του μοντέλου για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας είναι 0,72%.

Στο [1.78] προτάθηκε μια νέα τεχνική αναφορικά με τη μηνιαία πρόβλεψη ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας. Η ηλεκτρική ενέργεια χωρίζεται σε δύο τμήματα. Το ένα τμήμα είναι η τάση και το άλλο είναι η διακύμανση γύρω από την τάση. Έτσι εκπαιδεύονται δύο ξεχωριστά νευρωνικά δίκτυα για τις παραπάνω προβλέψεις. Οι δυο προβλέψεις προστίθενται ώστε να προκύψει η συνολική τιμή πρόβλεψης. Η εφαρμογή του μοντέλου για την ισπανική χερσόνησο οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση τόσο με την εφαρμογή ενός μόνο νευρωνικού δικτύου, όσο και σε σχέση με τη μέθοδο ARIMA.

Στο [1.79] ο σκοπός είναι η πρόβλεψη ενέργειας στο Σύστημα Ενέργειας της Τουρκίας. Αντίθετα με άλλες μεθόδους εδώ χρησιμοποιείται ως μοναδική είσοδος το Α.Ε.Π.. Το προτεινόμενο μοντέλο πραγματοποιεί καλές προβλέψεις και συλλαμβάνει τη δυναμική συμπεριφορά του συστήματος για τα έτη 1970-2014. Το μοντέλο δίνει μέσο απόλυτο σχετικό σφάλμα 3,9%. Επιπλέον προβλέπει μείωση για το 2009 κατά 4,5% και αύξηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά 4% μεταξύ 2010 και 2014.

Στο [1.80] χρησιμοποιήθηκαν οι γκρι μέθοδοι (grey methods) για την πρόβλεψη κατανάλωσης της ενέργειας στην επαρχία Jiangsu της Κίνας. Καθώς η επαρχία αυτή θεωρείται μια ταχέως οικονομικά αναπτυσσόμενη περιοχή της Κίνας, η κατανάλωση ενέργειας παρουσιάζει ανοδική τάση τα τελευταία έτη. Έτσι είναι σημαντική η πρόβλεψη της τάσης της ηλεκτρικής κατανάλωσης. Δημιουργούνται τα μοντέλα GM(1,1) και GM(0,N), ώστε να βρεθεί η

τάση. Τα μοντέλα που εφαρμόζονται παρουσιάζουν πολύ μικρά σφάλματα και αποδεικνύουν την ταχύτερη αύξηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην επαρχία αυτή.

Στο [1.81] η Δ.Ε.Η. εφαρμόζει 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.

Στο [1.82] αναφέρονται στη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου σε ταχέως αναπτυσσόμενα συστήματα βασιζόμενοι στην εύρεση στοιχείων σε μοντέλο εκμετάλλευσης γνώσης, που επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, όπως θερμοκρασίες, πλήθος καταναλωτών ή συσκευών, θρησκευτικές γιορτές, οικονομική ανάπτυξη κτλ.. Αναπτύσσεται 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 εκπαιδεύουν το μοντέλο για 15 χρόνια με προοπτική 5 ετών. Το σύστημα αυτό εφαρμόστηκε στο Αιγυπτιακό Σύστημα Ενέργειας και οδήγησε το καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης που χρησιμοποιούνταν σε σφάλμα από 1,33% σε 0,6%.

Δηλαδή στη μεσοπρόθεσμη και στη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας συνήθως χρησιμοποιούνται κυρίως κλασικές μεθοδολογίες και πρόσφατα εφαρμόζεται η τεχνητή νοημοσύνη αντιμετωπίζοντας το πρόβλημα της προεκβολής σε πρόβλημα παρεμβολής με χρήση των σχετικών μεταβολών ή των μεταβολών της ενέργειας ή του φορτίου.

1.4 Αντικείμενο Διατριβής

Αντικείμενο της παρούσας διατριβής είναι η μελέτη και η εξέταση του προβλήματος της πρόβλεψης φορτίου σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα και ενέργειας σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση της ασαφούς λογικής μέσα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Ουσιαστικά η εργασία επιχειρεί:

- ♦ να πραγματοποιήσει τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας της επόμενης και της μεθεπόμενης ημέρας με τη χρήση ασαφούς λογικής βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους που εμπλέκονται και λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση του κόστους της μη ορθής πρόβλεψης,
- ♦ να επεκτείνει την προαναφερθείσα μεθοδολογία πρόβλεψης του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας στις περιπτώσεις μικρών απομονωμένων συστημάτων ή μεγάλων καταναλωτών,
- ♦ να επιλύσει το πρόβλημα της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας του συστήματος με τη χρήση ασαφούς λογικής μετασχηματίζοντας το πρόβλημα της προεκβολής σε παρεμβολής και βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους που εμπλέκονται,
- ♦ να επιλύσει το πρόβλημα της εύρεσης της τυπικής απόκλισης στις μεθόδους πρόβλεψης φορτίου με τη χρήση της ασαφούς λογικής που αποτελεί κρίσιμη παράμετρο για την εύρεση του διαστήματος εμπιστοσύνης μέσα στο οποίο κινείται η αντίστοιχη πρόβλεψη.

1.5 Διαμόρφωση Διατριβής

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

Στο *δεύτερο* κεφάλαιο επιλύεται το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου του συστήματος με τη χρήση της ασαφούς λογικής. Αρχικά πραγματοποιείται μία σύντομη εισαγωγή στις παραμέτρους που επηρεάζουν τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, όπως τα παρελθόντα φορτία, οι καιρικές συνθήκες, καθώς επίσης επισημαίνεται και η επίδραση στο κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας. Ακολούθως γίνεται μία εισαγωγή στην ασαφή λογική και αναπτύσσεται η βασική μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία πραγματοποιεί μία εκτεταμένη έρευνα ως προς την επιλογή του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής και τη διαμόρφωση των χαρακτηριστικών τους και την τελική επιλογή των μεταβλητών εισόδου (παρελθόντα φορτία, θερμοκρασίες, είδος ημέρας). Ειδικότερα λαμβάνει τα ιστορικά δεδομένα γύρω από την ημερομηνία πρόβλεψης (εύρος ενός τριμήνου), διαχωρίζει τα ιστορικά δεδομένα σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο αξιολόγησης, όπου το μεν πρώτο χρησιμοποιείται για τη διαμόρφωση του εκάστοτε μοντέλου ασαφούς λογικής ανεξάρτητου για κάθε ώρα της υπό πρόβλεψη ημέρας (διαμόρφωση βάσης ασαφών κανόνων για συγκεκριμένο πλήθος και συγκεκριμένα χαρακτηριστικά συναρτήσεων συμμετοχής, επιλογή τρόπου εξαγωγής συμπερασμάτων, επιλογή πλήθους παρελθόντων χρόνων εκπαίδευσης κα.), το δε δεύτερο χρησιμοποιείται για την επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου, που θα χρησιμοποιηθεί και για την πρόβλεψη του φορτίου. Σ' αυτό το σημείο δύναται να ληφθεί υπόψη ως κριτήριο επιλογής του βέλτιστου μοντέλου η συνάρτηση επιπλέον κόστους σε περίπτωση σφάλματος πρόβλεψης πάνω από ένα συγκεκριμένο όριο. Το μοντέλο χρησιμοποιείται τόσο για την πρόβλεψη του φορτίου την επόμενη ημέρα, όσο και για τη μεθεπόμενη ημέρα. Τέλος, πραγματοποιείται μία αναλυτική σύγκριση των αποτελεσμάτων αυτών με τη κλασική μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων με το βασικό αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης σφάλματος, όπως αυτό δόθηκε στη διδακτορική διατριβή του Σ. Κιαρτζή [1.40].

Στο *τρίτο* κεφάλαιο επιλύεται το πρόβλημα της εύρεσης του διαστήματος εμπιστοσύνης που αποτελεί αναγκαίο στοιχείο για τον ολοκληρωμένο προσδιορισμό της πρόβλεψης φορτίου. Ειδικότερα σε αντίθεση με τον αναλυτικό προσδιορισμό της τυπικής απόκλισης των κλασικών μεθόδων (π.χ. γραμμικής παλινδρόμησης) στην τεχνητή νοημοσύνη υπάρχουν κυρίως προσεγγιστικές διαδικασίες εύρεσης διαστήματος εμπιστοσύνης, όπως η εύρεση σφάλματος εξόδου, η επαναδειγματοληψία, κα. Στην προκειμένη περίπτωση επεκτείνεται η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας στην πρόβλεψη φορτίου με ασαφή λογική, καθώς επίσης επιλύεται και θεωρητικά το πρόβλημα της εύρεσης της τυπικής απόκλισης για συγκεκριμένες συναρτήσεις συμμετοχής δίνοντας ένα δεύτερο αναλυτικό τρόπο υπολογισμού της τυπικής απόκλισης. Ακολούθως εφαρμόζονται οι προαναφερθείσες μεθοδολογίες στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου του ελληνικού συστήματος και συγκρίνονται μέσω κατάλληλων δεικτών αξιολόγησης.

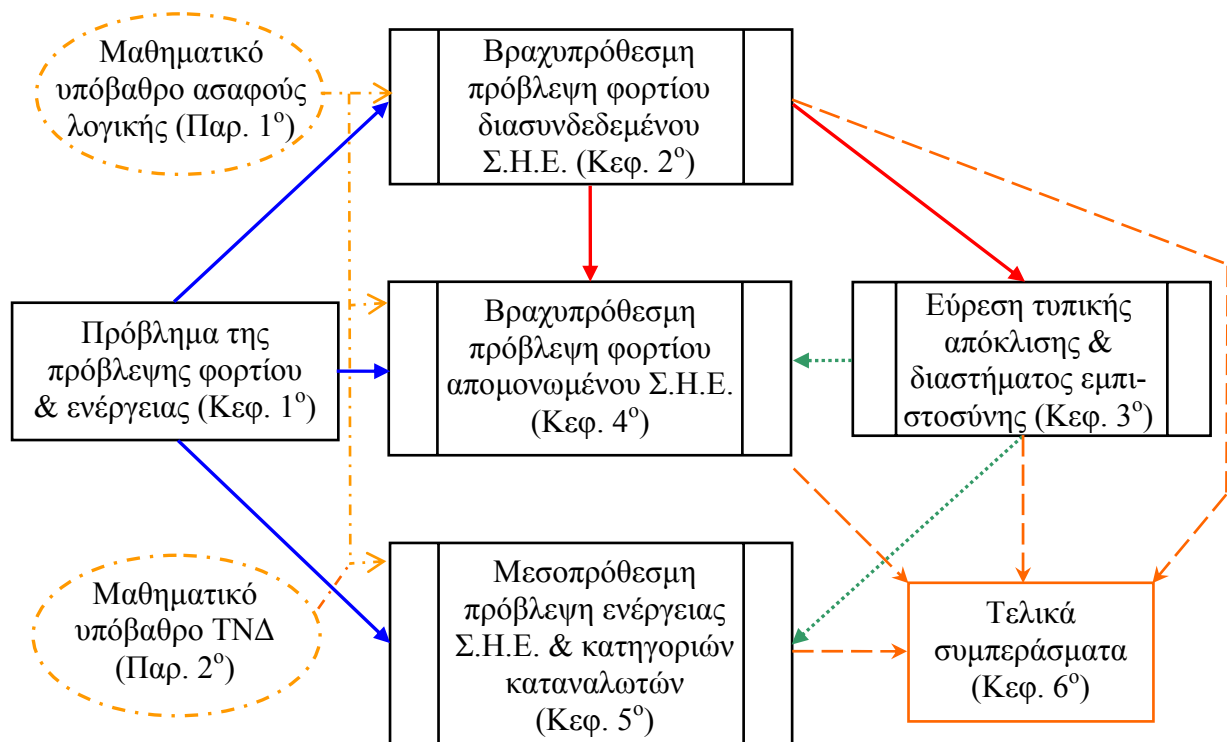
Στο *τέταρτο* κεφάλαιο επιλύεται το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου ενός μικρού απομονωμένου συστήματος ισχύος με τη χρήση της ασαφούς λογικής. Στην προκειμένη περίπτωση μπορεί να υπάρχουν προβλήματα, όπως είναι η έλλειψη δεδομένων ή η εξάρτηση από τις καιρικές συνθήκες δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων, ειδικά στην περίπτωση ενός απομονωμένου καταναλωτή. Η βασική μεθοδολογία είναι παρόμοια με του δεύτερου κεφαλαίου πραγματοποιώντας όμως τις αναγκαίες τροποποιήσεις. Το μοντέλο που προσδιορίζεται στην εκάστοτε περίπτωση χρησιμοποιείται τόσο για την πρόβλεψη του φορτίου της επόμενης ημέρας, όσο και της μεθεπόμενης ημέρας, ενώ πραγματοποιείται μία σύγκριση των αποτελεσμάτων αυτών με τη μεθοδολογία βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων με το βασικό αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης σφάλματος, καθώς και με μεθόδους αναγνώρισης προτύπων, όπως δόθηκαν στη διδακτορική διατριβή του Γ. Τσεκούρα [1.43].

Στο *πέμπτο* κεφάλαιο επιλύεται το πρόβλημα της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και επιμέρους κατηγοριών μεγάλων καταναλωτών με τη χρήση της ασαφούς λογικής. Στην προκειμένη περίπτωση λαμβάνονται υπόψη ως είσοδοι πλήθος στατιστικών δεικτών (όπως το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν, ο στατιστικός δείκτης διαρκών καταναλωτικών αγαθών κα.), το πλήθος των καταναλωτών, οι παρελθούσες καταναλώσεις ηλεκτρικής ενέργειας και μετεωρολογικά δεδομένα (όπως οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες). Ακολουθώς πραγματοποιείται η μετατροπή των μεταβλητών εισόδου στις διαφορές ή στις σχετικές διαφορές τους και τελικά χρησιμοποιεί αυτές που επιλέγονται μέσω μιας διαδικασίας συσχέτισης. Οι παράμετροι του συστήματος ασαφούς λογικής (το πλήθος των συναρτήσεων συμμετοχής και τα πλάτη των βάσεων των τριγώνων) προκύπτουν με εξονυχιστική έρευνα με σκοπό τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων. Ένα βασικό πλεονέκτημα του μοντέλου πρόβλεψης είναι ότι το σύνολο εκπαίδευσης απαιτεί ελάχιστα δεδομένα. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το προτεινόμενο μοντέλο συγκρίνονται με τα αντίστοιχα αποτελέσματα ενός προσαρμοσμένου μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου και επτά διαφορετικών μοντέλων παλινδρόμησης.

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

Στο παράρτημα 1 υπενθυμίζεται το μαθηματικό υπόβαθρο της ασαφούς λογικής, ενώ στο παράρτημα 2 το αντίστοιχο υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με το βασικό αλγόριθμο της οπίσθιας διάδοσης σφάλματος.

Η διασύνδεση των στοιχείων της διατριβής συνοψίζονται στο σχήμα 1.1.



Σχήμα 1.1: Δομή της διατριβής

1.6 Βασική Συνεισφορά της Διατριβής

Η βασική συνεισφορά της διατριβής εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

- ◆ Ως προς τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του διασυνδεδεμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας για τις επόμενες δύο ημέρες με τη χρήση της ασαφούς λογικής πραγματοποιείται:
 - μία συστηματική διαδικασία βελτιστοποίησης των παραμέτρων που εμπλέκονται, όπως του πλήθους και των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής, των τρόπων εξαγωγής συμπεράσματος,
 - μία αναλυτική εξέταση των δυνατών εισόδων,
 - η πολυ-κριτηριακή αξιολόγηση της μεθόδου λαμβάνοντας υπόψη όχι μόνο το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα, αλλά και την παράμετρο επιβολής προστίμου, όταν ξεπεραστούν τα αντίστοιχα επιτρεπτά όρια.
- ◆ Ως προς την εύρεση του διαστήματος εμπιστοσύνης πραγματοποιείται:
 - η επέκταση της μεθόδου της επαναδειγματοληψίας στις μεθόδους πρόβλεψης με χρήση ασαφούς λογικής,
 - η ανάπτυξη νέας αναλυτικής μεθόδου προσδιορισμού της τυπικής απόκλισης στις μεθόδους πρόβλεψης με χρήση ασαφούς λογικής επιτυγχάνοντας τον προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης χωρίς τη χρήση εμπειρικών μεθόδων, όπως συμβαίνει άλλωστε με τις κλασικές μεθόδους και σε αντίθεση με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.
 - η συστηματική χρήση κριτηρίων αξιολόγησης.

♦ Ως προς τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου απομονωμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας για τις επόμενες δύο ημέρες με τη χρήση της ασαφούς λογικής προσαρμόζεται η αντίστοιχη μεθοδολογία που αναπτύχθηκε για το διασυνδεδεμένο σύστημα λαμβάνοντας τις κατάλληλες εισόδους και επιτυγχάνοντας τον αναλυτικό προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης.

♦ Ως προς τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας του διασυνδεδεμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και τις επιμέρους κατηγορίες καταναλωτών με τη χρήση της ασαφούς λογικής πραγματοποιείται:

- μία συστηματική διαδικασία βελτιστοποίησης των παραμέτρων που εμπλέκονται, όπως του πλήθους και των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής,
- η χρησιμοποίηση ενός ελάχιστου πλήθους στοιχείων συνόλου εκπαίδευσης,
- ο κατάλληλος μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδων σε σχετικές μεταβολές ή μεταβολές, ώστε να μετατραπεί το πρόβλημα της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης που είναι πρόβλημα προεκβολής σε παρεμβολής.

1.7 Βιβλιογραφία

- [1.1] G. Gross and F.D. Galiana, “Short term load forecasting”, Proc. IEEE, Vol. 75, No.12, pp.1558-1573, 1987.
- [1.2] K.Liu, S.Subbarayan, R.R.Shoults, M.T.Manry, C.Kwan, F.L.Lewis, J.Naccarino: “Comparison of very short-term load forecasting techniques”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.2, May 1996, pp. 877 – 882.
- [1.3] Wiktor Charytoniuk, Mo-Shing Chen: “Very short-term load forecasting using artificial neural networks”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 15, No.1, February 2000, pp. 263 – 268.
- [1.4] Β.Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994.
- [1.5] Ibrahim Moghram, Saifur Rahman: “Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, No.4, November 1989, pp. 1484 – 1491.
- [1.6] 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.
- [1.7] Hong-Tzer Yang, Chao Ming, Ching-Lien 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.
- [1.8] Alex D.Papalexopoulos, Shangyou Hao, Tie-Mao Peng: “An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1956 – 1962.
- [1.9] Takeshi Haidda “Regression based peak load using a transformation technique”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp.1788-1794.
- [1.10] Alizera Khotanzad, Rey-Chue Hwang, Alireza Abaye, Dominic 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.
- [1.11] Abdolhosein S.Dehdashti, James R.Tudor, Michael C. Smith: “Forecasting of hourly load by pattern recognition – a deterministic approach”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. 101, No.9, September 1982, pp. 3290 – 3294.
- [1.12] Alex D.Papalexopoulos, Timothy 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.

- [1.13] 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.
- [1.14] 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.
- [1.15] 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.
- [1.16] Alireza Khotanzad, Reza Afkhami-Rohani, Dominic Maratukulam: “ANNSTLF – Artificial neural network short-term load forecaster – Generation three”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.4, November 1998, pp. 1413 – 1422.
- [1.17] Alizera Khotanzad, Rey-Chue Hwang, Alireza Abaye, Dominic 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.
- [1.18] Alizera Khotanzad, Reza Afkhami-Rohani, Tsun-Liang Lu, Alireza Abaye, Malcolm Davis, Dominic Maratukulam: “ANNSTLF- Neural network-based electric load forecasting system”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, No.4, July 1996, pp. 835 – 846.
- [1.19] 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.
- [1.20] S. Barghinia, P.Ansarimehr, H. Habibi, N. Vafadar: “Short-term load forecasting of Iran national power system using artificial neural network”, 2001 IEEE Porto Power Tech Conference, Porto, Portugal, p.5.
- [1.21] 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.
- [1.22] 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.
- [1.23] 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
- [1.24] Z. Gontar , N. Hatziargyriou: “Short term load forecasting with radial basis function network” , 2001 IEEE Porto Power Tech Conference 10th-13th September, Porto, Portugal, p.4.
- [1.25] 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.
- [1.26] 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.
- [1.27] A. A. Ding: “Neural-network prediction with noisy predictors”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, No.5, September 1999, pp. 1196-1203.
- [1.28] 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.
- [1.29] 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.
- [1.30] 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.
- [1.31] 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.

- [1.32] 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.
- [1.33] 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.
- [1.34] 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.
- [1.35] 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.
- [1.36] 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.
- [1.37] 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.
- [1.38] B. Petiau: “Confidence interval estimation for short-term load forecasting”, 2009 IEEE Bucharest Power Tech Conference, June 28- July 2, Bucharest, Romania.
- [1.39] 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.
- [1.40] Σπ. Κιαρτζής: “Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου”, Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998.
- [1.41] 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.
- [1.42] 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.
- [1.43] Γ. Ι. Τσεκούρας: “Συμβολή στη Βραχυπρόθεσμη και Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Ζήτησης Φορτίου και Ενέργειας Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων”, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, ΕΜΠ, Αθήνα, Σεπτέμβριος 2006.
- [1.44] J. Nazarko , W.Zalewski : “The Fussy Regression Approach to Peak Load Estimation in Power Distribution Systems”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.3, August 1999, pp. 809 – 814.
- [1.45] Hiroyuki Mori, Hidenori Kobayashi: “Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.1, February 1996, pp. 390 – 396.
- [1.46] V. H. Hinojosa, A. Hoese: “Short-Term Load Forecasting Using Fuzzy Inductive Reasoning and Evolutionary Algorithms”, IEEE Transactions on Power Systems, February 2010, Vol. 25, No 1, p. 565-574.
- [1.47] Radwan E. Abdel-Aal: “Short-Term Hourly Load Forecasting Using Abductive Networks”, IEEE Transactions on Power Systems, February 2004, Vol. 19, No 1, p. 164-173.
- [1.48] S. Chentur Pandian, K. Duraiswamy, C. Christober Asir Rajan, N. Kanagaraj: “Fuzzy approach for short term load forecasting”, Electric Power System Research, Vol. 76, 2006, p. 541-548.
- [1.49] Tatjana Konjic, Vladimiro Miranda, Izudin Kapetanovic: “Fuzzy Inference Systems Applied to LV Substation Load Estimation”, IEEE Transactions on Power Systems, May 2005, Vol. 20, No 2, p. 742-749.
- [1.50] Dipti 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.

- [1.51] 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.
- [1.52] 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.
- [1.53] 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.
- [1.54] 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.
- [1.55] 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.
- [1.56] Birukov E.V., Manusov V.Z.: “Daily Electrical Load Forecasting in Power Supply Systems on the Basis of Fuzzy Neural Networks”, IEEE Electrical Engineering, 2004, p. 197-201.
- [1.57] Mohammad Tamimi, Robert Egbert: “Short term electric load forecasting via fuzzy neural collaboration”, Electric Power System Research, Vol. 56, 2000, p. 243-248.
- [1.58] Kuihe Yang, Lingling Zhao: “Load Forecasting Model Based on Amendment of Mamdani Fuzzy System”, IEEE 5th International Conference on Wireless Communication, Networking and Mobile Computing, Wicom ‘09, September 2009, p. 81-86.
- [1.59] 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.
- [1.60] 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.
- [1.61] 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.
- [1.62] 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.
- [1.63] G.Kariniotakis: “Short-term wind power forecasting for the management of Power Systems including WECS”, Centre d’Energetique, Position paper on short-term wind forecasting, pages 13.
- [1.64] G.Kariniotakis, E.Nogaret: “Secure wind power penetration in isolated systems: Load & wind power forecasting using artificial intelligence methods”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 22.
- [1.65] G.Kariniotakis, E.Nogaret, A.G.Dutton, J.A.Halliday, A.Androustos: “Evaluation of advanced wind power and load forecasting methods for optimal management of isolated power systems”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.
- [1.66] G.Kariniotakis, M.Matos, V.Miranda: “Assessment of the benefits from advanced load & wind power forecasting in autonomous power systems”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.
- [1.67] 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.

- [1.68] Qiao-Lin Ding, Xue-Hua Pan, Jian-Xin Liu: “The Short-Term Load Forecasting of Power System Based on Genetic-Fuzzy Algorithm”, Development Planning of Distribution, Technical Session 5, CIGRE 2008, p. 1-4.
- [1.69] Yueli Hu, Huijie Ji, Xiaolong Song: “To Forecast Short-Term Load in Electric Power System Based on FNN”, IEEE Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009.
- [1.70] 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.
- [1.71] 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.
- [1.72] Mo-yuen Chow, Hahn Tram: “Application of fuzzy logic technology for spatial load forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.3, August 1997, pp.1360- 1366.
- [1.73] 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.
- [1.74] 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, p.516-521.
- [1.75] 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.
- [1.76] Lu Yue, Yao Zhang, Huifan Xie, Qing Zhong: “The Fuzzy Logic Clustering Neural Network Approach for Middle and Long Term Load Forecasting”, Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services, November 2007, p. 963-967.
- [1.77] George J. Tsekouras, Nikos D. Hatzargyriou, Evangelos N. Dialynas: “An Optimized Adaptive Neural Network for Annual Midterm Energy Forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, February 2006, Vol. 21, No 1, p. 385-391.
- [1.78] Eva Gonzalez-Romera, Miguel A. Jaramillo-Moran, Diego Carmona-Fernandez: “Monthly Electric Energy Demand Forecasting Based on Trend Extraction”, IEEE Transactions on Power Systems, November 2006, Vol. 21, No 4, p. 1946-1953.
- [1.79] Serhat Kucukali, Kemal Baris: “Turkey’s short-term gross annual electricity demand forecast by fuzzy logic approach”, Energy Policy, Vol. 38, Issue 5, May 2010, p. 2438-2445.
- [1.80] Zhigeng Fang, Sifeng Liu, Chaoqing Yuan, Chuanmin Mi: “Forecast of Electricity Consumption of Jiangsu Province by Grey Methods”, IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ 2008), 2008, p. 1759-1762.
- [1.81] Κ. Σφακιανός, Δ.Ε.Η.: «Μοντέλα Πρόβλεψης Ενέργειας και Φορτίου», Μάιος 2001,σελ. 2.
- [1.82] M. S. Kandil, S. M. El-Debeiky, N.E. Hasani: “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 p.491-496.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΔΙΑΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

2.1 Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου σε Διασυνδεδεμένα Συστήματα

2.1.1 Εισαγωγή

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου αφορά τον προσδιορισμό της ζήτησης ισχύος για τις επόμενες 24 ως 168 ώρες (ή αλλιώς για την επόμενη μέρα ως μία εβδομάδα) ανά μία ώρα ή πιο σπάνια ανά μισάωρο. Επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό, όπως ήδη έχει αναφερθεί στο 1^ο κεφάλαιο, 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. Συνήθως όμως λαμβάνεται υπόψη μόνο η θερμοκρασία, της οποίας είναι απαραίτητη η αντίστοιχη πρόβλεψη για τις ημέρες που είναι επιθυμητός ο προσδιορισμός του φορτίου, αν όχι σε ωριαίο επίπεδο, τουλάχιστον σε μέγιστη και ελάχιστη ημερήσια τιμή της μαζί με τις αντίστοιχες διασπορές τους.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην ομαλή λειτουργία του συστήματος, στον προσδιορισμό του επιπέδου ασφαλείας του, στη διαχείριση ζήτησης φορτίου και στον έλεγχο της εφαρμογής των διαφόρων μέτρων εξοικονόμησης ηλεκτρικής ενέργειας, ιδιαίτερα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας. 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. Παράλληλα η αβεβαιότητα πρόβλεψης φορτίου επηρεάζει τα αποτελέσματα των μοντέλων βραχυπρόθεσμης κατανομής της παραγωγής των γεννητριών και της απαιτούμενης εφεδρείας μέσω πιθανοτικών μοντέλων ή μέσω του κριτηρίου της επιλογής εφεδρείας ισχύος ίσης ή μεγαλύτερης από τη μεγαλύτερη γεννήτρια ή από ένα όριο φορτίου.

Ήδη έχουν αναλυθεί συνοπτικά στο 1^ο κεφάλαιο οι βασικές μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου (κλασικές, νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική και οι υβριδικοί σχηματισμοί τους). Ειδικότερα για το ελληνικό σύστημα έχουν αναπτυχθεί πέρα των κλασικών μεθοδολογιών διάφορα είδη νευρωνικών δικτύων από τους Κιαρτζή κα. [2.1-2.3], καθώς και από τους Τσεκούρα κα. [2.4-2.8] εξετάζοντας το αντίστοιχο πρόβλημα διεξοδικά τόσο από πλευράς εισόδων, εξόδων και αλγορίθμων εκπαίδευσης.

Αντίστοιχα για το ελληνικό σύστημα έχουν αναπτυχθεί νευροασαφή μοντέλα για το επόμενο εικοσιτετράωρο από τους Μπακιρτζή και Κιαρτζή [2.1, 2.7] που στη συνέχεια εξελίχθηκαν με την προσθήκη γενετικών αλγορίθμων από τους Παπαδάκη, Μπακιρτζή κ.α. [2.8], ενώ οι Μαστοροκόωστας κ.α. [2.9] έδωσαν έμφαση στην ανάπτυξη της μεθόδου ασαφούς

λογικής με χρήση των ορθογωνίων ελαχίστων τετραγώνων. Στις τελευταίες περιπτώσεις επισημαίνεται ότι εμπλέκονται και η θερμοκρασία υπό τη μορφή μέγιστης, ελάχιστης και μέσης θερμοκρασίας της προβλεπόμενης μέρας και της τρέχουσας μέρας, καθώς και τα ωριαία φορτία της τρέχουσας και των προηγούμενων ημερών διαφόρων ωρών. Επίσης οι Καρινιοτάκης κ.α. έχουν αναπτύξει ένα απλό ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη του φορτίου λαμβάνοντας υπόψη και τον άνεμο για το επόμενο 24-ωρο για το δίκτυο της Κρήτης φθάνοντας στο σφάλμα 3,4% [2.10 ως 2.13].

2.1.2 Απαραίτητα Στοιχεία για Πρόβλεψη Φορτίου

Τα βασικότερα στοιχεία εισόδου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι τα ωριαία φορτία των προηγούμενων ωρών ή ημερών φθάνοντας σε χρονικό βάθος μίας μέρας ως μίας εβδομάδας. Συνηθέστερα λαμβάνονται υπόψη για την πρόβλεψη του ωριαίου φορτίου h τα ωριαία φορτία των προηγούμενων τριών ωρών, τα αντίστοιχα φορτία της προηγούμενης μέρας και της αντίστοιχης μέρας της περασμένης εβδομάδας.

Βέβαια σε κάθε περίπτωση σημαντικό ρόλο διαδραματίζει και το είδος της ημέρας, καθώς διαφορετική συμπεριφορά παρουσιάζει η Τρίτη από το Σάββατο. Αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων 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 ημέρα Τρίτη αντιστοιχεί στο 2 και το Σάββατο στο 6-, ή με κατάλληλο δυαδικό αριθμό -αντίστοιχα ισχύουν για Τρίτη και Σάββατο 0100000 και 0000010 [2.1]. Ομοίως υπάρχει και το πρόβλημα της εποχικότητας των φορτίων -διαφορετική συμπεριφορά παρουσιάζουν τα φορτία την άνοιξη από ότι το καλοκαίρι. Και αυτή η ιδιαιτερότητα αντιμετωπίζεται πάλι είτε με διαφορετικές εφαρμογές μοντέλων, είτε με τη χρήση περιοδικών συναρτήσεων, όπως του ζεύγους $(\cos(2\pi n/365), \sin(2\pi n/365))$ [2.1], όπου με μονοσήμαντο τρόπο χαρακτηρίζεται μία μέρα ως προς τη θέση της μέσα στο έτος.

Αντίστοιχα στην ασαφή λογική δύνανται να διαμορφωθούν κατάλληλα είτε οι είσοδοι, είτε τα ίδια τα ασαφή μοντέλα μαζί με τη σχετική βάση κανόνων και την κατάλληλη λήψη ιστορικών δεδομένων.

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 [2.1-2.8] 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 [2.16].

Με βάση τα όσα προαναφέρθηκαν 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, ενώ με τη σειρά

τους επιδρούν στη διαμόρφωση των τελικών αποτελεσμάτων. Συγχρόνως επηρεάζεται και από τα διαθέσιμα δεδομένα.

Λαμβάνοντας τα ανωτέρω υπόψη στην παρούσα περίπτωση αναπτύσσεται μία βελτιστοποιημένη μέθοδος ασαφούς λογικής βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για κάθε ώρα για τα επόμενα δύο εικοσιτετράωρα.

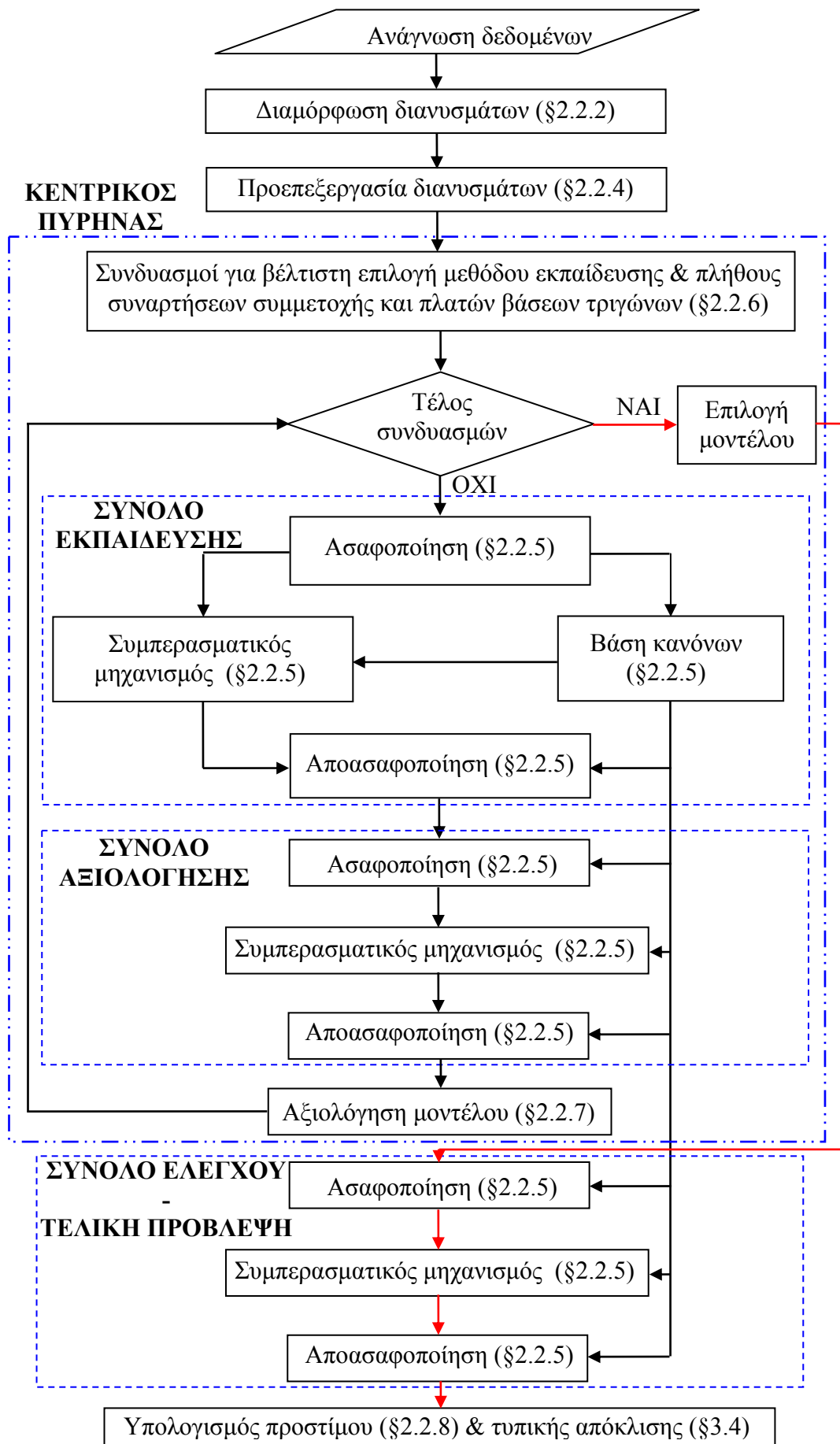
2.2 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου

2.2.1 Βασική δομή

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος ασαφούς λογικής έχει τη δομή του Σχήματος 2.1. Ως γνωστό ο πυρήνας της ασαφούς λογικής στηρίζεται στην τετράδα των όρων της ασαφοποίησης – της βάσης κανόνων – του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος - της αποασαφοποίησης, όπως αυτοί αναλύονται στο Παράρτημα 1. Ωστόσο σε αρκετά σημεία εμπλέκονται ο προσδιορισμός ορισμένων παραμέτρων, π.χ. το μέγεθος της βάσης μίας τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής, τα οποία χρειάζονται να βελτιστοποιηθούν, ενώ σε παλαιότερες μεθοδολογίες δεν έχει δοθεί ιδιαίτερη έμφαση.

Ειδικότερα τα κεντρικά βήματα της μεθόδου είναι τα εξής:

- ◆ Ανάγνωση και διαμόρφωση δεδομένων συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου.
- ◆ Προεπεξεργασία δεδομένων που περιλαμβάνει τη διόρθωση – απομάκρυνση σφαλμάτων.
- ◆ Αρχικοποίηση συνδυασμών ως προς τη μέθοδο εκπαίδευσης, το πλήθος και τη δομή των τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής.
- ◆ Ανάπτυξη του μοντέλου ασαφούς λογικής με βάση τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης και με βάση το τετράπτυχο ασαφοποίησης – βάσης κανόνων – μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος – αποασαφοποίησης για συγκεκριμένα στοιχεία των συναρτήσεων συμμετοχής.
- ◆ Αξιολόγηση των μοντέλων ασαφούς λογικής με βάση τα στοιχεία του συνόλου αξιολόγησης, με βάση την ήδη διαμορφωμένη βάση κανόνων και με χρήση των αντίστοιχων βημάτων της ασαφοποίησης – του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος – της αποασαφοποίησης. Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης.
- ◆ Πραγματοποίηση της πρόβλεψης για το σύνολο ελέγχου με βάση την τελική επιλογή μοντέλου. Προσδιορισμός λοιπών στοιχείων, όπως σφαλμάτων, διαστημάτων εμπιστοσύνης, κόστους εσφαλμένης πρόβλεψης κτλ.



Σχήμα 2.1: Διάγραμμα ροής αλγόριθμου βραχυπρόθεσμης φορτίου ασαφούς λογικής

2.2.2 Διαμόρφωση δεδομένων συνόλου εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου

Τα δεδομένα διακρίνονται αρχικά σε δύο βασικά σύνολα: το σύνολο των προτύπων των ιστορικών δεδομένων που δύνανται να χρησιμοποιηθεί για τη διαμόρφωση του μοντέλου πρόβλεψης και το σύνολο των υπό εκτίμηση προτύπων, δηλαδή εκείνων των στοιχείων που είναι επιθυμητή η πρόβλεψη. Λαμβάνοντας υπόψη και την ολοκληρωμένη τεχνική αξιολόγησης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων [2.5] δύναται να διαχωριστεί το σύνολο ιστορικών δεδομένων σε δύο υποσύνολα, ώστε να πραγματοποιηθεί η αντίστοιχη αξιολόγηση των υπό διαμόρφωση δεδομένων. Συγκεκριμένα υπάρχει το *σύνολο εκπαίδευσης* (training set) που χρησιμοποιείται για τη διαμόρφωση του εκάστοτε μοντέλου ασαφούς λογικής, ενώ για τη σύγκριση των υπό διαμόρφωση μοντέλων μεταξύ τους αξιοποιείται ένα 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 μοντέλου από πλευράς εισόδων κατά τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του, είτε κατά τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων) 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. Τα δύο αυτά σύνολα έχουν προέλθει από το σύνολο των ιστορικών δεδομένων είτε με τυχαία επιλογή, είτε με συγκεκριμένη επιλογή προτύπων, ώστε οι ακραίες τιμές των συνόλων να βρίσκονται εντός του συνόλου εκπαίδευσης. Επίσης, συνήθως τα δύο σύνολα είναι ανεξάρτητα, δηλαδή ένα μέρος των ιστορικών δεδομένων (συνήθως της τάξης του 70% ως 80%) χρησιμοποιείται ως σύνολο εκπαίδευσης, ενώ το υπόλοιπο χρησιμοποιείται ως σύνολο αξιολόγησης. Εναλλακτικά μπορεί το σύνολο εκπαίδευσης να είναι όλο το σύνολο των ιστορικών δεδομένων, ενώ το σύνολο αξιολόγησης ένα υποσύνολο αυτού, το οποίο ενέχει κινδύνους μη ορθής γενίκευσης των αποτελεσμάτων (όπως θα συνέβαινε στην περίπτωση των ανεξάρτητων συνόλων), αλλά στην περίπτωση ύπαρξης λίγων προτύπων δεν υπάρχει άλλη δυνατότητα. Τέλος, για τον υπολογισμό του σφάλματος γενίκευσης του ασαφούς μοντέλου που τελικά επιλέγεται χρησιμοποιείται και ένα τρίτο σύνολο δεδομένων που ονομάζεται *σύνολο ελέγχου* (test set).

Τα διαθέσιμα δεδομένα για τη διαμόρφωση του προτύπου είναι η ημέρα (έτος, μήνας, ημέρα μήνα, ημέρα εβδομάδας), τα ωριαία φορτία κάθε ημέρας και οι αντίστοιχες θερμοκρασίες, εφόσον είναι διαθέσιμες. Από αυτά τα δεδομένα διαμορφώνεται για το βασικό σενάριο για την ώρα h της πρόβλεψης της επόμενης ημέρας d το αντίστοιχο διάνυσμα:

$$\bar{x}(d, h) = \begin{cases} [L_{mean}(d-1) \quad L(d-2, 24) \quad L(d-1, 1) \quad L(d-1, 2) \quad T(d-1, 1)], & h=1 \\ [L_{mean}(d-1) \quad L(d-1, h-1) \quad L(d-1, h) \quad L(d-1, h+1) \quad T(d-1, h)], & h=2, \dots, 23 \\ [L_{mean}(d-1) \quad L(d-1, 23) \quad L(d-1, 24) \quad L(d, 1) \quad T(d-1, 24)], & h=24 \end{cases} \quad (2.1)$$

Όπου $L_{mean}(d)$ είναι το μέσο φορτίο ολόκληρης της τρέχουσας ημέρας d που είναι ίσο με:

$$L_{mean}(d) = \frac{1}{24} \cdot \sum_{h=1}^{24} L(d, h) \quad (2.2)$$

Όπου $L(d,h)$ είναι το ωριαίο φορτίο της ώρας h της ημέρας d , ενώ $T(d,h)$ είναι η ωριαία θερμοκρασία της ώρας h της ημέρας d (ειδικά στην περίπτωση τριώρων θερμοκρασιών λαμβάνονται οι αντίστοιχες θερμοκρασίες κοινές ανά τριώρο ή η μέγιστη θερμοκρασία όλης της ημέρας κοινή για όλες τις ώρες).

Αντίστοιχα για το βασικό σενάριο για την ώρα h της πρόβλεψης της μεθεπόμενης ημέρας d διαμορφώνεται το αντίστοιχο διάνυσμα:

$$\bar{x}(d,h) = \begin{cases} [L_{mean}(d-2) \ L(d-3,24) \ L(d-2,1) \ L(d-2,2) \ T(d-1,1)], & h=1 \\ [L_{mean}(d-2) \ L(d-2,h-1) \ L(d-2,h) \ L(d-2,h+1) \ T(d-1,h)], & h=2,\dots,23 \\ [L_{mean}(d-2) \ L(d-2,23) \ L(d-2,24) \ L(d-1,1) \ T(d-1,24)], & h=24 \end{cases} \quad (2.3)$$

Στην περίπτωση που δεν είναι διαθέσιμη η θερμοκρασία, δεν υπάρχει ο αντίστοιχος όρος της θερμοκρασίας και μειώνεται η διάσταση του διανύσματος κατά ένα. Σ' όλες τις περιπτώσεις η έξοδος του διανύσματος είναι το αντίστοιχο φορτίο, δηλαδή:

$$\bar{y}(d,h) = [L(d,h)] \quad (2.4)$$

Κατά τη διαμόρφωση των συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης τα αντίστοιχα δεδομένα διαμορφώνονται για την ώρα h της ημέρας d με βάση τα αντίστοιχα δεδομένα ενός κινητού τριμήνου γύρω από την ημέρα d λαμβάνοντας υπόψη τις όμοιες ημέρες, δηλαδή αν η ημέρα d είναι Δευτέρα, λαμβάνονται υπόψη μόνο οι Δευτέρες που δεν είναι αργίες. Αυτό έχει ως συνέπεια από κάθε έτος για μια περίοδο ενός τριμήνου να λαμβάνονται 14 διανύσματα το μέγιστο.

2.2.3 Πρόβλεψη φορτίου αργιών

Στην Ελλάδα υπάρχουν 8 σταθερές και θρησκευτικές εορτές και 6 κινητές θρησκευτικές εορτές οι οποίες έχουν σχέση με το Ορθόδοξο Πάσχα. Για τις ημέρες αυτές απαιτείται ειδική αντιμετώπιση ως προς την πρόβλεψη φορτίου.

Στις κανονικές ημέρες η πρόβλεψη κάθε είδους ημέρας (Δευτέρα, Τρίτη, Τετάρτη, Πέμπτη, Παρασκευή, Σάββατο και Κυριακή) πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας δεδομένα που έχουν σχέση με τις όμοιες ημέρες, οι οποίες δεν είναι αργίες. Οι αργίες αντιμετωπίζονται με ανάλογο τρόπο. Οι σταθερές αργίες αποτελούν το “όγδοο” είδος ημέρας και οι κινητές αργίες αποτελούν το “ένατο” είδος ημέρας. Έτσι, κατά τη διαμόρφωση των συνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης τα αντίστοιχα δεδομένα διαμορφώνονται για την ώρα h της ημέρας αργίας d με βάση τα αντίστοιχα δεδομένα υπόψη τις όμοιες ημέρες, δηλαδή αν η ημέρα d είναι σταθερή αργία, λαμβάνονται υπόψη μόνο οι σταθερές αργίες που υπάρχουν στο σύνολο δεδομένων. Αντίστοιχα για τις κινητές αργίες λαμβάνονται υπόψη μόνο τα δεδομένα των κινητών αργιών που υπάρχουν στο σύνολο δεδομένων.

2.2.4 Προεπεξεργασία δεδομένων

Τα δεδομένα αυτά ελέγχονται ως προς την ομαλότητά τους με τη βοήθεια τεχνικών αναγνώρισης προτύπων και με τη βοήθεια της εμπειρίας του χρήστη, ώστε να απομακρυνθούν τυχόντα σφάλματα. Στην περίπτωση εύρεσης προβληματικής τιμής γίνεται πρώτα από όλα έρευνα για τη δικαιολόγηση της μη συνήθους τιμής (π.χ. φορτία μετά τις 15.00 της Τρίτης 7 Σεπτεμβρίου 1999 μετά από τον αντίστοιχο σεισμό της Πάρνηθας στην Αθήνα) και μετά είτε η αντικατάστασή του, είτε η απομάκρυνσή του. Με τον ίδιο τρόπο αντιμετωπίζονται αρχικά και οι αργίες, δηλαδή ως ειδικές ημέρες που απομακρύνονται από την περαιτέρω διαδικασία.

2.2.5 Πυρήνας ασαφούς λογικής

Τα τέσσερα βασικά στοιχεία που απαρτίζουν ένα ασαφές μοντέλο είναι τα εξής:

♦ *Ασαφοποίηση*: Είναι η διαδικασία κατά την οποία, οι μη ασαφείς τιμές των μεταβλητών που μετατρέπονται σε ασαφείς με τη χρήση της συνάρτησης συμμετοχής (εδώ της τριγωνικής).

♦ *Βάση κανόνων*: Είναι το σύνολο ασαφών κανόνων που περιγράφουν την αλληλεξάρτηση των διαφόρων γλωσσικών μεταβλητών και έχουν την ακόλουθη δομή:

$$\text{EAN } A_I \text{ είναι } x_I \text{ ΚΑΙ } \dots \text{ ΚΑΙ EAN } A_N \text{ είναι } x_N \text{ ΤΟΤΕ } B \text{ είναι } y \quad (2.5)$$

όπου A_1, \dots, A_N : μεταβλητές εισόδου, x_1, \dots, x_N : ασαφείς τιμές των μεταβλητών A_1, \dots, A_N αντίστοιχα, B : μεταβλητή εξόδου και y : ασαφής τιμή της μεταβλητής εξόδου.

♦ *Μηχανισμός εξαγωγής συμπεράσματος*: Περιλαμβάνει τα ακόλουθα τρία διαδοχικά βήματα:

- i) Για κάθε κανόνα μίας εισόδου-μίας εξόδου εφαρμόζεται ο κανόνας σύνθεσης γινομένου (Larsen-Max Product Implication), που ουσιαστικά είναι η συνάρτηση συμμετοχής.
- ii) Υπολογίζεται η τιμή του βαθμού πλήρωσης (DOF - degree of fulfillment), δηλαδή ο προηγούμενος κανόνας σύνθεσης για περισσότερες της μίας εισόδους. Ο g -κανόνας για το k -διάνυσμα προσδιορίζεται ως:

$$\text{dof}_g = m_{A_1, I, g}(x_{1k}) \cdots m_{A_N, I, g}(x_{Nk}) \quad (2.6)$$

- iii) Η τελική συνάρτηση της μεταβλητής εξόδου παράγεται βάσει των κανόνων και της μεθόδου της περιβάλλουσας, για την περίπτωση δύο γειτονικών ενεργοποιημένων τριγώνων.

♦ *Αποασαφοποίηση*: Οι πιο κοινές μέθοδοι αποασαφοποίησης είναι το κριτήριο του μεγίστου, της μέσης τιμής του μεγίστου και του κέντρου βάρους (COG—center of gravity— ή

COA—center of area). Όταν χρησιμοποιείται η μέθοδος του βαθμού πλήρωσης, το κριτήριο του κέντρου βάρους (βλ. σχέση Π.1.68) είναι το καταλληλότερο. Η επιφάνεια της οποίας το κέντρο βάρους υπολογίζουμε είναι αυτή που έχει προκύψει από το βήμα (iii) του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος. Η μέθοδος του κέντρου βάρους δίνει μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα σε σύγκριση με τη μέθοδο του μεγίστου.

Τα βασικά βήματα για την πρόβλεψη του φορτίου με χρήση της ασαφούς λογικής περιλαμβάνουν τα εξής:

1. Για κάθε μεταβλητή εισόδου καθορίζονται τα χαρακτηριστικά μεγέθη των συναρτήσεων συμμετοχής, που στην παρούσα περίπτωση για τις τριγωνικές συναρτήσεις είναι το εύρος της βάσης των τριγώνων και το πλήθος τους,
2. Αφού καθοριστούν το πλήθος t των τριγώνων (3, 5, 7 ή 9) και το εύρος της βάσης κάθε τριγώνου, υπολογίζεται το κέντρο c_j του μεσαίου τριγώνου της μεταβλητής p_j βάσει της σχέσης:

$$c_j = \sum_{k=1}^Y p_{jk} / Y \quad (2.7)$$

καθώς επίσης και η αρχική τιμή του εύρους της βάσης των τριγώνων b_{jl} βάσει της σχέσης:

$$b_{jl} = 2 \left(\max_{k=1, \dots, Y} p_{jk} - \min_{k=1, \dots, Y} p_{jk} \right) / (t_j - 1) \quad (2.8)$$

όπου Y είναι το πλήθος των διανυσμάτων που διαθέτουμε ως δεδομένα εκπαίδευσης.

Εναλλακτικά, το κέντρο c_j του μεσαίου τριγώνου μπορεί να προσδιοριστεί ως η μέση τιμή των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης ως εξής:

$$c_j = \frac{\max_{k=1, \dots, Y} p_{jk} + \min_{k=1, \dots, Y} p_{jk}}{2} \quad (2.9)$$

Ακολούθως, το εύρος της βάσης των τριγώνων μεταβάλλεται κατά $\pm\alpha\%$ με βήμα $s\%$, ενώ το κέντρο του μεσαίου τριγώνου παραμένει σταθερό. Άρα, το πλήθος των τριγώνων για κάθε μεταβλητή είναι: $h = 2 \lceil a/s \rceil + 1$, όπου $\lceil \cdot \rceil$ δηλώνει την άνω στρογγυλοποίηση. Συνεπώς, για n μεταβλητές εισόδου, το πλήθος των δυνατών συνδυασμών είναι h^n .

3. Πραγματοποιείται η ασαφοποίηση των τιμών των μεταβλητών.
4. Παράγονται οι κανόνες που θα αποτελέσουν τη βάση κανόνων. Η παραγωγή των κανόνων αυτών γίνεται μέσω της μεθόδου των βαρών ως εξής: για τους διάφορους συνδυασμούς υπολογίζεται η ασαφής τιμή της εξόδου του συνόλου εκπαίδευσης βάσει του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος. Τίθεται ότι σε κάθε ασαφή τιμή εξόδου αντιστοιχεί ένα βάρος,

για παράδειγμα οι αριθμοί 1, 2, 3, 4, 5 αντιστοιχούν στις ασαφείς τιμές «Πολύ Αρνητικό», «Αρνητικό», «Μηδέν», «Θετικό», «Πολύ Θετικό». Αν για έναν κανόνα οι ασαφείς τιμές της εξόδου εμφανίζονται με την ακόλουθη συχνότητα: ΠΑ(1), Α(3), Μ(2), Θ(2), ΠΘ(2), τότε η τιμή της εξόδου θα ήταν «Αρνητικό» αν ως κριτήριο χρησιμοποιείτο η μέγιστη συχνότητα. Με τη διαδικασία χρήσης των βαρών η έξοδος είναι: $(1 \cdot 1 + 3 \cdot 2 + 2 \cdot 3 + 2 \cdot 4 + 2 \cdot 5) / (1 + 3 + 2 + 2 + 2) = 3,1$, δηλαδή αντιστοιχεί στο «Μηδέν». Αν ένας κανόνας δεν εμφανίζεται καθόλου, τότε η αντίστοιχη τιμή είναι το «Μηδέν». Κατ' αυτόν τον τρόπο, η ασαφής τιμή της εξόδου για κάθε κανόνα είναι εκείνη με τη μεγαλύτερη αξία σύμφωνα με τη διαδικασία εκπαίδευσης.

5. Ακολουθώντας τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται, ώστε να καθοριστεί το αριστερό μέλος των κανόνων και να παραχθούν οι αντίστοιχες τιμές της εξόδου. Με την εφαρμογή του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος και της μεθόδου κέντρου βάρους παράγονται οι μη ασαφείς τιμές της εξόδου, οι οποίες, στη συνέχεια, συγκρίνονται με τις αντίστοιχες πραγματικές, ώστε να εκτιμηθεί η ακρίβεια της επιτυγχανόμενης προσέγγισης.
6. Η ίδια διαδικασία των βημάτων 3 ως 5 επαναλαμβάνεται για το σύνολο αξιολόγησης, όπου με τις τελικά παραγόμενες μη ασαφείς τιμές της εξόδου πραγματοποιείται η σύγκριση των αποτελεσμάτων των διαφόρων συνδυασμών προς την επιλογή του καταλληλότερου.

Ως προς το μηχανισμό εξαγωγής συμπερασμάτων της ασαφούς λογικής μελετήθηκαν πέντε διαφορετικές μέθοδοι. Πιο συγκεκριμένα:

1. Το συνολικό συμπέρασμα είναι εκείνο που εμφανίζεται με τη **μεγαλύτερη συχνότητα**.
2. Το συνολικό συμπέρασμα προκύπτει ως ένας **σταθμισμένος μέσος όρος με στρογγυλοποίηση** βάσει της σχέσης:

$$y = \frac{\sum f_i \cdot y_i}{\sum f_i} \text{ (με στρογγυλοποίηση)} \quad (2.10)$$

όπου f_i είναι η συχνότητα εμφάνισης της τιμής y_i της εξόδου.

3. Το συνολικό συμπέρασμα προκύπτει ως ένας **σταθμισμένος μέσος όρος χωρίς στρογγυλοποίηση** βάσει της σχέσης:

$$y = \frac{\sum f_i \cdot y_i}{\sum f_i} \quad (2.11)$$

Δηλαδή για τη 2^η και τη 3^η μέθοδο κατά τη διαμόρφωση του αποτελέσματος συνήθως συμμετέχουν δύο τρίγωνα, όπου για παράδειγμα, αν η έξοδος βρεθεί ότι ανήκει στο τρίγωνο 2.75, με βάση τη 2^η μέθοδο θα γίνει η στρογγυλοποίηση στην τιμή 3, ενώ με βάση τη 3^η μέθοδο κατά τη διαμόρφωση της τελικής τιμής της εξόδου θα συνεισφέρει το 3^ο τρίγωνο κατά 75% και το 2^ο τρίγωνο κατά 25%.

4. Το συνολικό συμπέρασμα προκύπτει ως ένας ειδικός σταθμισμένος μέσος όρος με **στρογγυλοποίηση**, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης βάσει της σχέσης:

$$y = \frac{\sum r_i \cdot y_i}{\sum r_i} \text{ (με στρογγυλοποίηση)} \quad (2.12)$$

όπου r_i είναι ο βαθμός σημαντικότητας εμφάνισης της τιμής y_i της εξόδου. Για να γίνει πιο αντιληπτό, έστωσαν ένα πρόβλημα με δύο μεταβλητές εισόδου και μία έξοδο (x_1-x_2-y), όπου από ένα διάνυσμα εκπαίδευσης προκύπτουν 8 κανόνες ($=2^3$), τότε με βάση τις προηγούμενες μεθόδους οι 8 κανόνες είναι ισοπίθανοι – ίδιας σημαντικότητας κατά την κατασκευή των κανόνων. Αντίθετα εδώ λαμβάνονται υπόψη οι βαθμοί συμμετοχής, δηλαδή με βάση το γινόμενο των βαθμών συμμετοχής ο κάθε i -κανόνας έχει βαθμό σημαντικότητας ίσο με:

$$r_i = m_{x1,i} \cdot m_{x2,i} \cdot m_{y,i} \quad (2.13)$$

αντί της μονάδας. Κατά την ασαφοποίηση ακολουθεί τα αντίστοιχα στοιχεία της 2^{ης} μεθόδου, όπου με βάση τους βαθμούς συμμετοχής των μεταβλητών εισόδου βρίσκεται η αντίστοιχη έξοδος.

5. Το συνολικό συμπέρασμα προκύπτει ως ένας ειδικός σταθμισμένος μέσος όρος χωρίς **στρογγυλοποίηση**, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης βάσει της σχέσης:

$$y = \frac{\sum r_i \cdot y_i}{\sum r_i} \quad (2.14)$$

Σ' αυτήν την περίπτωση, εφόσον ενεργοποιούνται τελικά δύο τρίγωνα, κατά τη διαμόρφωση της τελικής τιμής της εξόδου θα συνεισφέρει κατά το αντίστοιχο ποσοστό το εκάστοτε τρίγωνο.

Δηλαδή πέρα των συνδυασμών του πλήθους και των βάσεων των τριγώνων υπάρχουν δέκα διαφορετικές μέθοδοι διαμόρφωσης των ασαφών μοντέλων λόγω των πέντε διαφορετικών τρόπων εξαγωγής συμπερασμάτων και των δύο διαφορετικών τρόπων εύρεσης του κέντρου του μεσαίου τριγώνου.

2.2.6 Διαδικασία βελτιστοποίησης

Αν θεωρηθεί ότι η κάθε μεταβλητή έχει τη δυνατότητα να έχει 4 διαφορετικά πλήθη τριγώνων (3 ή 5 ή 7 ή 9) και 21 διαφορετικά εύρη τριγώνων (δηλαδή μεταβλητό εύρος τριγώνου από -20% ως 20% με 2%), τότε κάθε μεταβλητή παρουσιάζει ένα πλήθος 84 διαφορετικών συνδυασμών. Στην περίπτωση που το διάνυσμα έχει πέντε εισόδους και μία έξοδο, οι συνολικοί αντίστοιχοι συνδυασμοί ανέρχονται σε $84^6 = 351.298.031.616$, δηλαδή περίπου 352 δισεκατομμύρια, που πρακτικά δεν μπορούν να εξεταστούν. Γι' αυτό η αντίστοιχη βελτιστοποίηση γίνεται κατά βήματα ως εξής:

- ◆ Συνδυασμοί πλήθους διαφορετικών ευρών τριγώνων: Αρχικά μεταβάλλονται μόνο τα πλήθη των τριγώνων για όλες τις μεταβλητές, οπότε στην παρούσα περίπτωση ανέρχονται σε $4^6 = 4096$ συνδυασμοί. Οπότε βρίσκεται ο συνδυασμός που παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά ως προς το σύνολο αξιολόγησης.

- ◆ Συνδυασμοί ως προς το πλήθος και το εύρος τριγώνου για κάθε μεταβλητή: Ακολουθώντας κρατώντας από τα προηγούμενα βήματα τις αντίστοιχες «βέλτιστες» τιμές για κάθε μεταβλητή πραγματοποιούνται 84 συνδυασμοί = 4 (λόγω πλήθους τριγώνων) · 21 (λόγω πλήθους διαφορετικών ευρών τριγώνων). Οπότε βρίσκεται ο συνδυασμός που παρουσιάζει την καλύτερη συμπεριφορά ως προς το σύνολο αξιολόγησης. Αυτή η διαδικασία γίνεται όσες οι μεταβλητές.

Στο τέλος πραγματοποιείται η τελική εκτέλεση που συμπεριλαμβάνει και το σύνολο ελέγχου για το «βέλτιστο» συνδυασμό ως προς το σύνολο αξιολόγησης.

2.2.7 Κριτήρια αξιολόγησης μοντέλων

Το βασικό κριτήριο αξιολόγησης των σχηματιζόμενων μοντέλων ασαφούς λογικής είναι το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE=Mean Absolute Percentage Error), το οποίο δίνεται από τη σχέση:

$$MAPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \cdot 100\% \quad (2.15)$$

όπου y_i είναι η πραγματική τιμή του φορτίου και \hat{y}_i η προβλεπόμενη τιμή του φορτίου με βάση το αντίστοιχο μοντέλο ασαφούς λογικής.

Σύμφωνα με την απόφαση της ΡΑΕ 654/2011 και την τροποποίηση διατάξεων του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΦΕΚ Β'655/17.05.2005), οι οποίες αναφέρονται αναλυτικά στην επόμενη παράγραφο 2.2.8, λόγω συστήματος ηλεκτρικής ισχύος τάξης μεγέθους μεγαλύτερης των 100 MW, το αντίστοιχο όριο επιβολής προστίμου για το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα ανέρχεται στο 10%, δηλαδή ενδιαφέρει η προβλεπόμενη τιμή να μην είναι μικρότερη ή μεγαλύτερη της πραγματικής τιμής κατά 10% για κάθε περίοδο κατανομής της ημέρας, διότι διαφορετικά επιβάλλεται πρόστιμο, στην περίπτωση που ξεπεραστεί αυτός ο περιορισμός για πάνω από 35 περιόδους κατανομής το μήνα.

2.2.8 Υπολογισμός προστίμου

Σύμφωνα με τον Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΦΕΚ Β'655/17.05.2005), στο Άρθρο 21, όπου γίνεται αναφορά στις συνέπειες μη νόμιμης υποβολής Δήλωσης Φορτίου και στις περιπτώσεις σημαντικών αποκλίσεων, στις παραγράφους 4-6 (2.17) αναφέρονται τα παρακάτω:

“4. Σε περίπτωση νόμιμης υποβολής Δήλωσης Φορτίου από Εκπρόσωπο Φορτίου ο οποίος έχει σχετική υποχρέωση για μία Ημέρα Κατανομής, κατά την οποία διαπιστώνεται **σημαντική απόκλιση** μεταξύ της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας η οποία καταμετρήθηκε στους Μετρητές τους οποίους εκπροσωπεί ο Εκπρόσωπος Φορτίου κατά την υπόψη Ημέρα Κατανομής και της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας της Δήλωσης Φορτίου του ίδιου Εκπροσώπου Φορτίου, ο Διαχειριστής του Συστήματος χρεώνει τον Εκπρόσωπο Φορτίου για την υπόψη Ημέρα Κατανομής κατά το Άρθρο 73 με το χρηματικό ποσό $NCBAL_S$ σε Ευρώ, το οποίο υπολογίζεται από τη σχέση: $NCBAL_S = BAL_S \times \sum_{nt=1}^{n-4} (MQpt - (1+BAL_TOL) \times DASQpt) \times (1+A_B) \times (N-4)$

όπου:

BAL_S είναι η μοναδιαία χρέωση (Ευρώ ανά MWh και Ημέρα Κατανομής),

A_B συντελεστής προσαύξησης της χρέωσης,

BAL_TOL συντελεστής ο οποίος εκφράζει το όριο ανοχής,

N ο μέχρι και την υπόψη Ημέρα Κατανομής συνολικός αριθμός των Ημερών Κατανομής κατά τον τρέχοντα μήνα του ημερολογιακού έτους κατά τις οποίες ο ίδιος Εκπρόσωπος Φορτίου έχει υποβάλλει Δηλώσεις Φορτίου για τις οποίες διαπιστώθηκε σημαντική απόκλιση της νομίμως υποβληθείσας Δήλωσης Φορτίου από το καταμετρηθέν φορτίο,

$MQpt$ η Καταμετρημένη Ποσότητα Ενέργειας στους Μετρητές τους οποίους εκπροσωπεί ο Εκπρόσωπος Φορτίου κατά την υπόψη Ημέρα Κατανομής,

$DASQpt$ η ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας της Δήλωσης Φορτίου του Εκπροσώπου Φορτίου για την υπόψη ημέρα κατανομής

n ο αριθμός των Περιόδων Κατανομής της υπόψη Ημέρας Κατανομής κατά τις οποίες ισχύει $(MQpt - (1+BAL_TOL) \times DASQpt) > 0$,

$\sum_{nt=1}^{n-4}$ άθροισμα για τις Περιόδους Κατανομής της υπόψη Ημέρας Κατανομής κατά τις οποίες διαπιστώνεται σημαντική απόκλιση.

Η ως άνω χρέωση οφείλεται μόνο όταν $N-4 > 0$, ενώ σε άλλη περίπτωση $NCBAL_S = 0$.

5. Ως σημαντική απόκλιση νοείται η περίπτωση κατά την οποία η ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας η οποία καταμετρήθηκε στους Μετρητές τους οποίους εκπροσωπεί ο Εκπρόσωπος Φορτίου κατά την υπόψη Περίοδο Κατανομής της Ημέρας Κατανομής είναι κατά $BAL_TOL\%$ μεγαλύτερη από την ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας της Δήλωσης που υποβλήθηκε από τον ίδιο Εκπρόσωπο Φορτίου.

6. Οι αριθμητικές τιμές της μοναδιαίας χρέωσης BAL_S , του συντελεστή προσαύξησης A_B και του ορίου ανοχής BAL_TOL καθορίζονται για κάθε ημερολογιακό έτος με απόφαση του Διαχειριστή του Συστήματος η οποία εγκρίνεται από τη ΡΑΕ.”

Ακολούθως, στις 29/5/2011 αποφασίστηκε η τροποποίηση και η συμπλήρωση των διατάξεων του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΦΕΚ Β' 655/17-05-2005), ως ακολούθως:

“1. Τροποποίηση των διατάξεων του Άρθρου 21, παράγραφος (4), ως εξής:

Σε περιπτώσεις μη υποβολής δήλωσης Φορτίου ή μη νόμιμης υποβολής δήλωσης Φορτίου ή νόμιμης υποβολής δήλωσης Φορτίου κατά την οποία διαπιστώνεται **σημαντική απόκλιση** μεταξύ της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας η οποία απορροφήθηκε από τους Μετρητές τους οποίους εκπροσωπεί ο Εκπρόσωπος Φορτίου κατά την υπόψη Ημέρα Κατανομής και της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας της δήλωσης Φορτίου του ίδιου Εκπροσώπου Φορτίου, από Εκπρόσωπο Φορτίου ο οποίος έχει σχετική υποχρέωση για μία Ημέρα Κατανομής, ο διαχειριστής του Συστήματος χρεώνει τον Εκπρόσωπο Φορτίου για την υπόψη Ημέρα Κατανομής κατά το Άρθρο 73 με το χρηματικό ποσό $NCBAL_S$ σε Ευρώ, το οποίο υπολογίζεται από τη σχέση:

$$NCBAL_Sp,d = BAL_S (1+A_B) \times \Sigma nt$$

$$\text{όπου } \Sigma nt = |MQpt-DASQpt| - BAL_TOL \times MQpt$$

Με $t: nt > ND, ND = 35$

$$\text{Με } t: (|MQpt-DASQpt| - BAL_TOL \times MQpt) > 0$$

Όπου το nt αφορά τον αριθμό των Περιόδων Κατανομής με

$$(|MQpt-DASQpt| - BAL_TOL \times MQpt) > 0$$

όπου:

BAL_S : είναι η μοναδιαία χρέωση (Ευρώ ανά MWh και Ημέρα Κατανομής),

A_B : συντελεστής προσαύξησης της χρέωσης,

BAL_TOL : συντελεστής ο οποίος εκφράζει το όριο ανοχής,

ND : συντελεστής ο οποίος εκφράζει τη μέγιστη τιμή της μεταβλητής N , για την οποία δεν θα επιβληθεί η ως άνω χρέωση σε Εκπρόσωπο Φορτίου,

N : ο μέχρι και την υπόψη Περίοδο Κατανομής συνολικός αριθμός των Περιόδων Κατανομής του ημερολογιακού Μήνα, κατά τις οποίες ο ίδιος Εκπρόσωπος Φορτίου έχει υποβάλλει δηλώσεις Φορτίου για τις οποίες διαπιστώθηκε είτε ότι δεν είχε υποβληθεί δήλωση, είτε δεν είχε υποβληθεί μη νόμιμη δήλωση είτε σημαντική απόκλιση της νομίμως υποβληθείσας δήλωσης Φορτίου από το απορροφηθέν φορτίο,

$MQpt$: η ποσότητα ενέργειας που αντιστοιχεί στην απορρόφηση ενέργειας του Εκπροσώπου Φορτίου p κατά την Περίοδο Κατανομής t από το Σύστημα, όπως αυτή ορίζεται κατά το Άρθρο 177 παράγραφος (2).

$DASQpt$: η ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας της Δήλωσης Φορτίου του Εκπροσώπου Φορτίου για την υπόψη ημέρα κατανομής

n ο αριθμός των Περιόδων Κατανομής της υπόψη Ημέρας Κατανομής κατά τις οποίες ισχύει $(|MQpt-DASQpt| - BAL_TOL \times MQpt) > 0$,

Σnt : άθροισμα για τις Περιόδους Κατανομής της υπόψη Ημέρας Κατανομής κατά τις οποίες διαπιστώνεται σημαντική απόκλιση.

Η ως άνω χρέωση οφείλεται μόνο όταν $N-ND > 0$, ενώ σε άλλη περίπτωση $NCBAL_S = 0$.”

Τέλος, με την απόφαση της ΠΑΕ ΥΠ'ΑΡΙΘΜ. 654/2011 η οποία αφορά στον “Καθορισμός μοναδιαίων χρεώσεων, συντελεστών προσαύξησης και λοιπών παραμέτρων για τον υπολογισμό των Χρεώσεων Μη Συμμόρφωσης λόγω Μη Νόμιμων Προσφορών και Δηλώσεων για το ημερολογιακό έτος 2011” καθορίζει τις αριθμητικές τιμές των μοναδιαίων χρεώσεων, των συντελεστών προσαύξησης και των λοιπών παραμέτρων των Χρεώσεων Μη Συμμόρφωσης λόγω Μη Νόμιμων Προσφορών και Δηλώσεων για το ημερολογιακό έτος 2011 ως ακολούθως:

Άρθρο	Συντελεστής / Παράμετρος	Αριθμητική Τιμή	
Άρθρο 21, παράγραφος 4	BAL_S	150 €/MWh	
Άρθρο 21, παράγραφος 4	BAL_TOL	0-1 MW	2
		1-20 MW	1
		20-50 MW	0,3
		50-100MW	0,2
		>100MW	0,1
Άρθρο 21, παράγραφος 4	A_B	0	
Άρθρο 21, παράγραφος 4	ND	35	

2.3 Αναλυτική Εφαρμογή της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας για μία Ώρα με βάση τη Μεθοδολογία Ασαφούς Λογικής

Στη συνέχεια πραγματοποιείται η αναλυτική εφαρμογή της μεθόδου της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μίας ημέρας για μία ώρα με βάση την προτεινόμενη μεθοδολογία ασαφούς λογικής. Στην παρούσα περίπτωση γίνεται η πρόβλεψη της δωδέκατης ώρας της 1^{ης} Μαρτίου του 2008. Το διάγραμμα εισόδου περιέχει μόνο φορτία, δηλαδή είναι σύμφωνο με τη σχέση:

$$\bar{x}(d,h) = \begin{cases} [L_{mean}(d-1) \ L(d-2,24) \ L(d-1,1) \ L(d-1,2)], & h=1 \\ [L_{mean}(d-1) \ L(d-1,h-1) \ L(d-1,h) \ L(d-1,h+1)], & h=2,\dots,23 \\ [L_{mean}(d-1) \ L(d-1,23) \ L(d-1,23) \ L(d,1)], & h=24 \end{cases} \quad (2.16)$$

Το διάγραμμα εξόδου δίνεται από τη σχέση (2.4).

Προκειμένου να βρεθεί ο βέλτιστος συνδυασμός πλήθους τριγώνων για κάθε μία από τις 4 μεταβλητές εισόδου και για τη μεταβλητή εξόδου, γίνεται ένα τρέξιμο του προγράμματος μεταβάλλοντας το πλήθος των τριγώνων ταυτόχρονα και για τις 5 μεταβλητές από 3 έως 9 και κρατώντας σταθερό το εύρος της βάσης των τριγώνων και πραγματοποιώντας $4^5=2^{10}=1024$ διαφορετικές εκτελέσεις. Κάθε φορά υπολογίζεται το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα (MAPE), το οποίο χρησιμοποιείται ως κριτήριο επιλογής. Λόγω του διαθέσιμου πλήθους διανυσμάτων (μόλις 58) το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο αξιολόγησης ταυτίζεται στην παρούσα περίπτωση. Από τη μελέτη των αποτελεσμάτων του συνόλου αξιολόγησης επιλέγεται εκείνος ο συνδυασμός τριγώνων με το μικρότερο MAPE καταλήγοντας στον εξής συνδυασμό: 9-5-5-9-9 2,462% για το σύνολο εκπαίδευσης και 2,273% για το σύνολο αξιολόγησης.

Στη συνέχεια, προκειμένου να βρεθεί η βέλτιστη τιμή του εύρους και του πλήθους των τριγώνων για κάθε μία μεταβλητή, διατηρούνται σταθερές οι τιμές αυτές για όλες τις μεταβλητές εκτός από μία. Επαναλαμβάνεται η διαδικασία αυτή για κάθε μία μεταβλητή διατηρώντας πάντα τη βέλτιστη τιμή του πλήθους και του εύρους των τριγώνων που έχει υπολογιστεί για τις προηγούμενες μεταβλητές. Σε κάθε επιμέρους διαδικασία γίνονται 84 επαναλήψεις.

Στον Πίνακα 2.1 συνοψίζονται τα αποτελέσματα των διαδοχικών τρεξιμάτων για τη συγκεκριμένη μέθοδο.

Πίνακας 2.1. Σύνοψη διαδοχικών τρεξιμάτων για την εύρεση της βέλτιστης τιμής του εύρους και του πλήθους των τριγώνων για κάθε μεταβλητή χωριστά.

Μεταβλητή	x_1	x_2	x_3
Παράμετροι ρύθμισης	$h_1=[3, 5, 7, 9],$ $\alpha_1=20\%, s_1=2\%,$ $h_2=5, h_3=5, h_4=9,$ $h_5=9,$ $\alpha_2=\alpha_3=\alpha_4=\alpha_5=0$	$h_1=9, \alpha_1=-20\%,$ $h_2=[3, 5, 7, 9],$ $\alpha_2=20\%, s_2=2\%,$ $h_3=5, h_4=9, h_5=9,$ $\alpha_3=\alpha_4=\alpha_5=0$	$h_1=9, \alpha_1=-20\%,$ $h_2=3, \alpha_2=-2\%,$ $h_3=[3, 5, 7, 9],$ $\alpha_3=20\%, s_3=2\%,$ $h_4=9, h_5=9,$ $\alpha_4=\alpha_5=0$
Βέλτιστη επιλογή	$h_1=9, \alpha_1=-20\%$	$h_2=3, \alpha_2=-2\%$	$h_3=9, \alpha_3=-10\%$
Μεταβλητή	x_4	y	
Παράμετροι ρύθμισης	$h_1=9, \alpha_1=-20\%,$ $h_2=3, \alpha_2=-2\%,$ $h_3=9, \alpha_3=-10\%,$ $h_4=[3, 5, 7, 9],$ $\alpha_4=20\%, s_4=2\%,$ $h_5=9, \alpha_5=0$	$h_1=9, \alpha_1=-20\%, h_2=3,$ $\alpha_2=-2\%, h_3=9, \alpha_3=-$ $10\%, h_4=9, \alpha_4=2\%,$ $h_5=[3, 5, 7, 9],$ $\alpha_5=20\%, s_5=2\%$	
Βέλτιστη επιλογή	$h_4=9, \alpha_4=2\%$	$h_5=7, \alpha_5=0\%$	

Επειδή ορισμένοι συνδυασμοί οδηγούν σε παραπλήσια αποτελέσματα, μετά τις ξεχωριστές εκτελέσεις για κάθε μία μεταβλητή ακολουθεί μία τελική διερεύνηση συγχρόνως όλων των «ισοδύναμων» συνδυασμών και των γειτονικών τους. Για το τελικό τρέξιμο επιλέχθηκαν οι εξής τιμές των παραμέτρων: $h_1=9, \alpha_1=-20\%, h_2=3, \alpha_2=-2\%, h_3=9, \alpha_3=-10\%, h_4=9, \alpha_4=2\%, h_5=7, \alpha_5=0\%$. Η τιμή του μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος είναι 2,306% για το σύνολο αξιολόγησης και 2,323% για το σύνολο έλεγχου.

Σημειώνεται ότι στην περίπτωση που παρατηρείται στα αποτελέσματα μία πόλωση (ένα συστηματικό σφάλμα), που οδηγεί σε μη μηδενικό μέσο σφάλμα, είναι αναγκαίο να υπάρξει μία διόρθωση του μέσω της πρόσθεσης της πόλωσης αυτής στην τελική εκτίμηση του φορτίου βελτιώνοντας το αντίστοιχο MAPE.

Σ' αυτό το σημείο έγινε η εξής παρέμβαση στον αλγόριθμο: η τελική τιμή πρόβλεψης του συνόλου ελέγχου προκύπτει από το άθροισμα της εκτιμώμενης τιμής του συνόλου ελέγχου μέσω της ασαφούς λογικής και την πόλωση που έχει προκύψει από το σύνολο αξιολόγησης.

2.4 Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας με Χρήση της Ασαφούς Λογικής

Αφού υλοποιήθηκε το μοντέλο, το οποίο αναφέρθηκε στις προηγούμενες παραγράφους, αυτό εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του Ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος.

Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν τα ωριαία φορτία του Ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος που αφορούσαν τα έτη 2004-2007. Στα δεδομένα της θερμοκρασίας υπήρχε ένα κενό κατά το χρονικό διάστημα από 01/07/2007 έως και 06/12/2007, πράγμα το οποίο καθιστούσε τη χρήση της θερμοκρασίας ως παράμετρο εισόδου αρκετά δύσκολο. Παρόλα αυτά επειδή η θερμοκρασία επηρεάζει την καθημερινή ωριαία ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας, μπορεί να θεωρηθεί ότι έμμεσα λαμβάνεται υπόψη στην εκπαίδευση μέσω των ωριαίων φορτίων που χρησιμοποιούνται κάθε φορά για αυτήν. Άλλωστε τα περισσότερα μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας χρησιμοποιούν την πρόβλεψη της θερμοκρασίας της επόμενης ημέρας, η οποία όμως αν δεν είναι ακριβής μπορεί εύκολα να οδηγήσει σε λανθασμένες προβλέψεις.

Το μοντέλο πρόβλεψης εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μιας ημέρας για το έτος 2008. Πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη και με τις είκοσι (20) διαφορετικές παραλλαγές του μοντέλου, οι οποίες προέκυψαν από τις δέκα διαφορετικές μεθόδους διαμόρφωσης των ασαφών μοντέλων, λόγω των πέντε διαφορετικών τρόπων εξαγωγής συμπερασμάτων και τους δύο διαφορετικούς τρόπους εύρεσης του κέντρου του μεσαίου τριγώνου, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.2.5, καθώς και από τις δύο δυνατότητες διαμόρφωσης του συνόλου εκπαίδευσης και αξιολόγησης (χωρίς και με κοινά στοιχεία).

2.4.1. Επιλογή παραμέτρων εισόδου

Αρχικά, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τη βελτιστοποίηση των μοντέλων, με βάση τον αριθμό των ετών, των οποίων τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την αξιολόγησή τους. Έτσι έγινε εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων με τα δεδομένα των 4 ετών (2004-2007), των 3 ετών (2005-2007) και των 2 τελευταίων ετών (2006-2007).

Στον Πίνακα 2.2 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των ετών από τα οποία ελήφθησαν τα δεδομένα.

Στον Πίνακα 2.3 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των ετών από τα οποία ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.2. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για 2 έως 4 έτη.

Δεδομένα Μήνας	2 έτη εκπαίδευσης	3 έτη εκπαίδευσης	4 έτη εκπαίδευσης
Ιανουάριος	1,23	1,15	1,08
Φεβρουάριος	1,29	1,19	1,11
Μάρτιος	1,24	1,16	1,08
Απρίλιος	1,05	0,98	0,89
Μάιος	1,45	1,40	1,34
Ιούνιος	1,50	1,44	1,38
Ιούλιος	1,66	1,64	1,57
Αύγουστος	1,70	1,67	1,61
Σεπτέμβριος	1,46	1,44	1,39
Οκτώβριος	1,10	1,09	1,04
Νοέμβριος	1,06	1,04	0,99
Δεκέμβριος	1,25	1,19	1,11
Μέση τιμή	1,33	1,28	1,22
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,65	2,49	2,26

Πίνακας 2.3. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για 2 έως 4 έτη.

Δεδομένα Μήνας	2 έτη εκπαίδευσης	3 έτη εκπαίδευσης	4 έτη εκπαίδευσης
Ιανουάριος	2,75	2,55	2,42
Φεβρουάριος	2,85	2,64	2,48
Μάρτιος	4,06	3,76	3,55
Απρίλιος	2,34	2,21	2,03
Μάιος	1,77	1,71	1,66
Ιούνιος	2,60	2,50	2,41
Ιούλιος	3,12	3,05	2,96
Αύγουστος	2,86	2,82	2,75
Σεπτέμβριος	2,28	2,23	2,20
Οκτώβριος	1,67	1,65	1,63
Νοέμβριος	1,93	1,93	1,86
Δεκέμβριος	2,63	2,51	2,35
Μέση τιμή	2,57	2,47	2,36
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	18,61	17,85	16,76

Παρατηρούμε ότι όταν λαμβάνονται δεδομένα από τα 4 προηγούμενα έτη, τότε τόσο το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και το σφάλμα πρόβλεψης είναι μικρότερο σε σχέση με αυτό των 3 ή των 2 ετών. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα. Έτσι επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνονται με τα δεδομένα των 4 τελευταίων ετών πριν από το έτος ελέγχου.

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τη βελτιστοποίηση των μοντέλων, με βάση τον αριθμό των εβδομάδων των οποίων τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την αξιολόγησή τους. Έτσι έγινε εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων με τα δεδομένα σε ακτίνα των 4 πιο πρόσφατων εβδομάδων έως και των 9 πιο πρόσφατων εβδομάδων, για δεδομένα των 4 τελευταίων ετών. Στον Πίνακα 2.4 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.4. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για ακτίνα δεδομένων 4 έως 9 εβδομάδες.

Εβδομάδες Μήνας	4	5	6	7	8	9
Ιανουάριος	1,11	1,19	1,11	1,08	1,17	1,22
Φεβρουάριος	1,14	1,19	1,13	1,11	1,18	1,21
Μάρτιος	1,11	1,16	1,12	1,08	1,13	1,18
Απρίλιος	0,94	0,98	0,93	0,89	1,04	1,12
Μάιος	1,37	1,42	1,38	1,34	1,48	1,53
Ιούνιος	1,43	1,44	1,41	1,38	1,42	1,46
Ιούλιος	1,61	1,64	1,60	1,57	1,58	1,57
Αύγουστος	1,64	1,66	1,63	1,61	1,63	1,66
Σεπτέμβριος	1,46	1,49	1,45	1,39	1,47	1,52
Οκτώβριος	1,08	1,12	1,08	1,04	1,19	1,30
Νοέμβριος	1,02	1,05	1,02	0,99	1,03	1,05
Δεκέμβριος	1,15	1,16	1,13	1,11	1,15	1,17
Μέση τιμή	1,26	1,29	1,25	1,22	1,29	1,33
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,47	2,62	2,85	2,26	2,20	2,28

Στον Πίνακα 2.5 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων, από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Παρατηρούμε ότι, όταν λαμβάνονται δεδομένα σε ακτίνα των 7 πιο πρόσφατων εβδομάδων, τότε τόσο το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και το σφάλμα πρόβλεψης είναι μικρότερο σε σχέση με αυτό των υπολοίπων περιπτώσεων. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα. Έτσι επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνονται με τα δεδομένα σε ακτίνα των 7 πιο πρόσφατων εβδομάδων.

Πίνακας 2.5. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για ακτίνα δεδομένων 4 έως 9 εβδομάδες.

Εβδομάδες Μήνας	4	5	6	7	8	9
Ιανουάριος	2,48	2,65	2,47	2,42	2,60	2,69
Φεβρουάριος	2,52	2,65	2,51	2,48	2,63	2,67
Μάρτιος	3,63	3,77	3,64	3,55	3,67	3,83
Απρίλιος	2,09	2,21	2,09	2,03	2,34	2,49
Μάιος	1,67	1,71	1,66	1,66	1,78	1,88
Ιούνιος	2,48	2,45	2,40	2,41	2,42	2,54
Ιούλιος	3,03	3,07	3,00	2,96	2,96	2,91
Αύγουστος	2,76	2,83	2,77	2,75	2,77	2,83
Σεπτέμβριος	2,28	2,31	2,24	2,20	2,28	2,36
Οκτώβριος	1,64	1,70	1,63	1,63	1,81	1,98
Νοέμβριος	1,87	1,95	1,90	1,86	1,92	1,95
Δεκέμβριος	2,41	2,45	2,38	2,35	2,42	2,47
Μέση τιμή	2,41	2,48	2,39	2,36	2,47	2,55
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	17,75	18,45	17,51	16,76	16,49	16,84

Τέλος, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τη βελτιστοποίηση των εισόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την πρόβλεψη. Έτσι εφαρμόστηκαν 5 διαφορετικά σενάρια για διαφορετικές εισόδους. Τα σενάρια αυτά είχαν ως εισόδους:

Σενάριο 1: Χρήση του $L_{\text{mean}}(d-1)$

Σενάριο 2: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-1)$ και $L(d-1,h-1)$

Σενάριο 3: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-1)$, $L(d-1,h-1)$ και $L(d-1,h)$

Σενάριο 4: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-1)$, $L(d-1,h-1)$, $L(d-1,h)$ και $L(d-1,h+1)$

Σενάριο 5: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-1)$, $L(d-1,h-1)$, $L(d-1,h)$, $L(d-1,h+1)$ και $T(d-1,h)$

Το σενάριο 5 εφαρμόστηκε για τους μήνες Ιανουάριο έως και Ιούλιο, γιατί για το 2007 υπάρχει έλλειψη δεδομένων θερμοκρασίας για το δεύτερο εξάμηνο του έτους. Στον Πίνακα 2.6 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, για κάθε ένα από τα 5 σενάρια που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Πίνακας 2.6. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για τα 5 διαφορετικά σενάρια εισόδων.

Σενάριο Μήνας	1	2	3	4	5
Ιανουάριος	1,39	1,26	1,15	1,08	1,12
Φεβρουάριος	1,41	1,30	1,15	1,11	1,15
Μάρτιος	1,38	1,24	1,14	1,08	1,10
Απρίλιος	1,11	1,03	0,94	0,89	0,92
Μάιος	1,71	1,57	1,44	1,34	1,35
Ιούνιος	1,77	1,63	1,45	1,38	1,41
Ιούλιος	2,03	1,83	1,67	1,57	---
Αύγουστος	2,05	1,89	1,69	1,61	---
Σεπτέμβριος	1,78	1,60	1,44	1,39	---
Οκτώβριος	1,30	1,18	1,10	1,04	---
Νοέμβριος	1,23	1,16	1,06	0,99	---
Δεκέμβριος	1,42	1,31	1,17	1,11	---
Μέση τιμή	1,55	1,42	1,28	1,22	---
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,93	2,68	2,43	2,26	---

Στον Πίνακα 2.7 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων, από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.7. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για τα 5 διαφορετικά σενάρια εισόδων.

Σενάριο Μήνας	1	2	3	4	5
Ιανουάριος	3,14	2,85	2,59	2,42	2,47
Φεβρουάριος	3,19	2,93	2,63	2,48	2,50
Μάρτιος	4,60	4,17	3,80	3,55	3,63
Απρίλιος	2,59	2,39	2,17	2,03	2,07
Μάιος	2,13	1,96	1,78	1,66	1,70
Ιούνιος	3,11	2,86	2,56	2,41	2,44
Ιούλιος	3,84	3,48	3,17	2,96	---
Αύγουστος	3,54	3,24	2,92	2,75	---
Σεπτέμβριος	2,83	2,57	2,32	2,2	---
Οκτώβριος	2,07	1,88	1,74	1,63	---
Νοέμβριος	2,36	2,19	2,00	1,86	---
Δεκέμβριος	3,04	2,79	2,51	2,35	---
Μέση τιμή	3,04	2,78	2,52	2,36	---
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	19,98	18,79	17,61	16,76	---

Παρατηρούμε ότι, όταν το σενάριο 4 παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο ως προς το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και ως προς το σφάλμα πρόβλεψης σε σχέση με αυτά των υπολοίπων περιπτώσεων. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα.

Έτσι τελικά, επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνεται με τις εισόδους που αναφέρονται στο σενάριο 4, με δεδομένα που αφορούν τα τέσσερα τελευταία έτη πριν το έτος πρόβλεψης σε ακτίνα των 7 πιο πρόσφατων εβδομάδων.

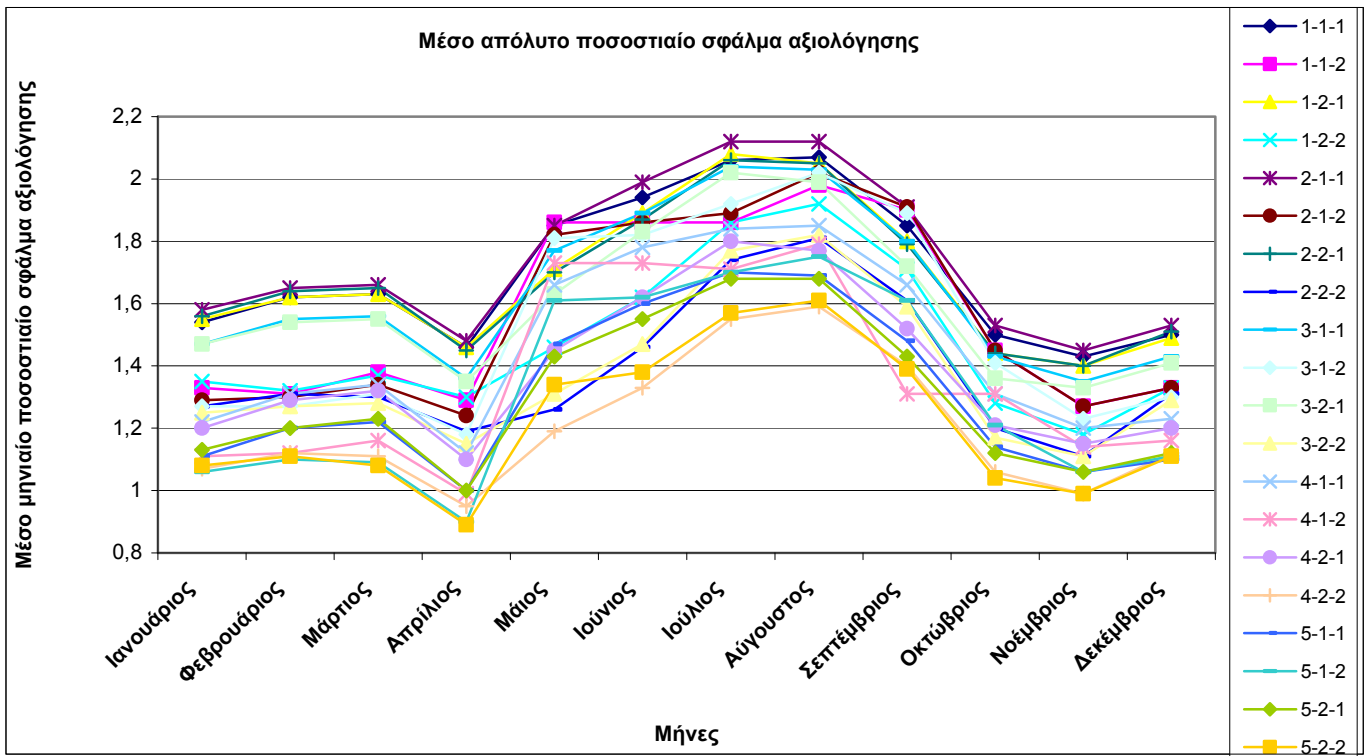
2.4.2. Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου

Εφαρμόζοντας το μοντέλο που αναπτύχθηκε παραπάνω, τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, ανά μήνα, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.8 και στο Σχήμα 2.2. Είναι φανερό ότι για τους μήνες Ιανουάριο και Φεβρουάριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-1-2). Για τους μήνες Μάρτιο, Απρίλιο και Οκτώβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-2-2). Για τους μήνες Μάιο, Ιούνιο, Ιούλιο, Αύγουστο και Νοέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-2-2). Τέλος, για το μήνα Σεπτέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-1-2), ενώ για το μήνα Δεκέμβριο δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται χωρίς κοινά στοιχεία (5-1-1).

Πίνακας 2.8. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο για το έτος 2008.

Μοντέλο Μήνας	1-1-1	1-1-2	1-2-1	1-2-2	2-1-1	2-1-2	2-2-1	2-2-2	3-1-1	3-1-2
Ιανουάριος	1,54	1,33	1,55	1,35	1,58	1,29	1,56	1,27	1,47	1,27
Φεβρουάριος	1,62	1,31	1,62	1,32	1,65	1,30	1,64	1,31	1,55	1,27
Μάρτιος	1,63	1,38	1,63	1,37	1,66	1,34	1,65	1,30	1,56	1,31
Απρίλιος	1,46	1,29	1,46	1,30	1,48	1,24	1,45	1,19	1,36	1,18
Μάιος	1,85	1,86	1,71	1,46	1,85	1,82	1,70	1,26	1,77	1,81
Ιούνιος	1,94	1,86	1,89	1,62	1,99	1,86	1,87	1,46	1,89	1,82
Ιούλιος	2,06	1,86	2,08	1,86	2,12	1,89	2,06	1,74	2,04	1,92
Αύγουστος	2,07	1,98	2,05	1,92	2,12	2,02	2,05	1,81	2,03	2,02
Σεπτέμβριος	1,85	1,90	1,80	1,71	1,91	1,91	1,79	1,61	1,80	1,89
Οκτώβριος	1,50	1,45	1,44	1,28	1,53	1,45	1,44	1,20	1,43	1,41
Νοέμβριος	1,43	1,27	1,40	1,18	1,45	1,27	1,40	1,11	1,35	1,23
Δεκέμβριος	1,50	1,33	1,49	1,33	1,53	1,33	1,51	1,31	1,43	1,30
Μέση ετήσια τιμή	1,71	1,33	1,68	1,48	1,75	1,57	1,68	1,39	1,65	1,55
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,74 (21/7)	2,94 (25/8)	2,77 (21/7)	2,70 (18/8)	2,81 (21/7)	3,03 (25/8)	2,77 (4/8)	2,68 (25/8)	2,72 (21/7)	2,91 (25/8)

Μοντέλο Μήνας	3-2-1	3-2-2	4-1-1	4-1-2	4-2-1	4-2-2	5-1-1	5-1-2	5-2-1	5-2-2
Ιανουάριος	1,47	1,25	1,22	1,11	1,20	1,07	1,11	1,06	1,13	1,08
Φεβρουάριος	1,54	1,27	1,31	1,12	1,29	1,12	1,20	1,10	1,20	1,11
Μάρτιος	1,55	1,28	1,34	1,16	1,32	1,11	1,22	1,09	1,23	1,08
Απρίλιος	1,35	1,15	1,12	0,99	1,10	0,95	1,00	0,90	1,00	0,89
Μάιος	1,63	1,31	1,66	1,73	1,45	1,19	1,47	1,61	1,43	1,34
Ιούνιος	1,83	1,47	1,78	1,73	1,62	1,33	1,60	1,62	1,55	1,38
Ιούλιος	2,02	1,77	1,84	1,71	1,80	1,55	1,70	1,70	1,68	1,57
Αύγουστος	1,99	1,82	1,85	1,79	1,77	1,59	1,69	1,75	1,68	1,61
Σεπτέμβριος	1,72	1,59	1,66	1,31	1,52	1,40	1,48	1,61	1,43	1,39
Οκτώβριος	1,36	1,17	1,31	1,31	1,21	1,06	1,14	1,21	1,12	1,04
Νοέμβριος	1,33	1,11	1,20	1,14	1,15	0,99	1,06	1,06	1,06	0,99
Δεκέμβριος	1,41	1,29	1,23	1,16	1,20	1,12	1,10	1,11	1,12	1,11
Μέση ετήσια τιμή	1,61	1,38	1,47	1,40	1,39	1,21	1,32	1,33	1,31	1,22
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,69 (21/7)	2,60 (4/8)	2,38 (21/7)	2,50 (18/8)	2,32 (4/8)	2,25 (18/8)	2,28 (21/7)	2,46 (25/8)	2,21 (4/8)	2,26 (18/8)



Σχήμα 2.2: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μοντέλο και ανά μήνα, για το έτος 2008.

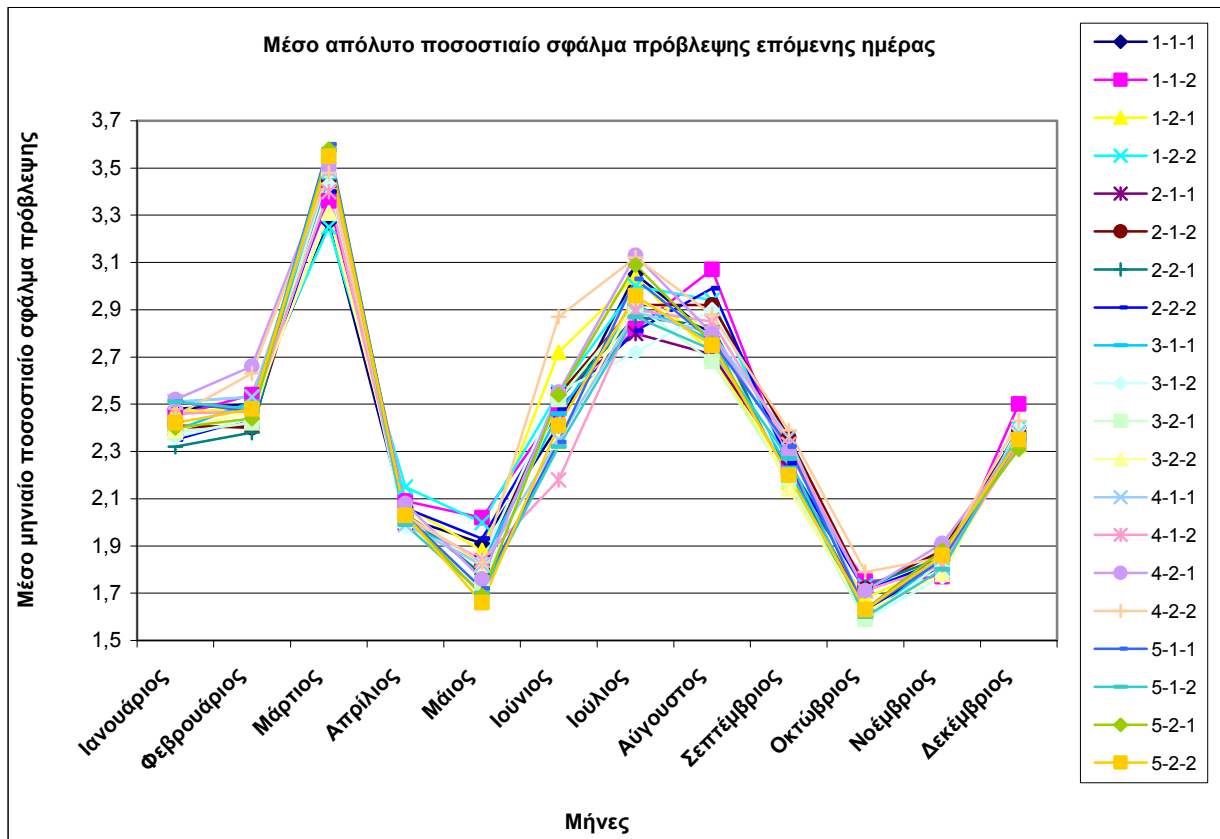
Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, ανά μήνα, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.9 και στο Σχήμα 2.3. Είναι φανερό ότι για τους μήνες Ιανουάριο και Φεβρουάριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται χωρίς κοινά στοιχεία (2-2-1). Για το μήνα Μάρτιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση της μεγαλύτερης συχνότητας, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (1-2-2), ενώ για τους μήνες Απρίλιο, Ιούλιο και Νοέμβριο δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (3-1-2). Για το μήνα Μάιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-2-2) και για το μήνα Ιούνιο δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-1-2). Για τους μήνες Αύγουστο και Οκτώβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το

μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται χωρίς κοινά στοιχεία (3-2-1) και τέλος, για το μήνα Δεκέμβριο δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (3-2-2).

Πίνακας 2.9. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για το έτος 2008.

Μοντέλο Μήνας	1-1-1	1-1-2	1-2-1	1-2-2	2-1-1	2-1-2	2-2-1	2-2-2	3-1-1	3-1-2
Ιανουάριος	2,48	2,45	2,47	2,51	2,40	2,41	2,32	2,35	2,39	2,36
Φεβρουάριος	2,50	2,54	2,48	2,53	2,41	2,40	2,38	2,44	2,51	2,44
Μάρτιος	3,27	3,36	3,31	3,25	3,45	3,45	3,57	3,40	3,46	3,43
Απρίλιος	2,02	2,09	2,07	2,15	2,00	2,00	2,04	2,06	2,00	1,98
Μάιος	1,91	2,02	1,88	2,00	1,83	1,82	1,78	1,93	1,83	1,84
Ιούνιος	2,41	2,48	2,72	2,55	2,54	2,54	2,52	2,48	2,46	2,55
Ιούλιος	3,05	2,82	3,04	3,00	2,80	2,92	2,87	2,81	2,92	2,72
Αύγουστος	2,79	3,07	2,71	2,94	2,71	2,92	2,83	2,99	2,77	2,90
Σεπτέμβριος	2,21	2,23	2,17	2,25	2,23	2,36	2,20	2,25	2,23	2,17
Οκτώβριος	1,63	1,75	1,68	1,73	1,63	1,72	1,73	1,71	1,59	1,59
Νοέμβριος	1,82	1,78	1,82	1,81	1,88	1,88	1,85	1,84	1,85	1,77
Δεκέμβριος	2,40	2,50	2,35	2,40	2,37	2,38	2,32	2,37	2,34	2,40
Μέση ετήσια τιμή	2,37	2,42	2,39	2,42	2,35	2,40	2,37	2,38	2,36	2,34
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	16,40	16,49	16,89	16,92	16,41	16,77	17,49	17,41	15,87	16,49

Μοντέλο Μήνας	3-2-1	3-2-2	4-1-1	4-1-2	4-2-1	4-2-2	5-1-1	5-1-2	5-2-1	5-2-2
Ιανουάριος	2,38	2,39	2,51	2,46	2,52	2,45	2,51	2,51	2,40	2,42
Φεβρουάριος	2,42	2,47	2,53	2,47	2,66	2,63	2,47	2,48	2,44	2,48
Μάρτιος	3,49	3,31	3,49	3,40	3,50	3,48	3,60	3,58	3,58	3,55
Απρίλιος	2,02	2,05	1,99	2,02	2,08	2,03	2,03	1,99	2,03	2,03
Μάιος	1,72	1,82	1,82	1,84	1,76	1,83	1,72	1,70	1,69	1,66
Ιούνιος	2,52	2,34	2,35	2,18	2,55	2,87	2,34	2,32	2,54	2,41
Ιούλιος	2,92	2,94	2,89	2,90	3,13	3,12	3,03	2,87	3,09	2,96
Αύγουστος	2,68	2,82	2,80	2,85	2,80	2,88	2,77	2,73	2,76	2,75
Σεπτέμβριος	2,18	2,14	2,36	2,33	2,30	2,39	2,32	2,27	2,20	2,20
Οκτώβριος	1,59	1,62	1,63	1,71	1,71	1,79	1,63	1,60	1,63	1,63
Νοέμβριος	1,83	1,78	1,85	1,82	1,91	1,85	1,84	1,80	1,88	1,86
Δεκέμβριος	2,34	2,36	2,38	2,33	2,34	2,43	2,35	2,37	2,31	2,35
Μέση ετήσια τιμή	2,34	2,34	2,38	2,36	2,44	2,48	2,38	2,35	2,38	2,36
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	17,26	17,05	16,35	16,99	16,95	16,53	16,39	16,39	16,90	16,76



Σχήμα 2.3: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μοντέλο και ανά μήνα, για το έτος 2008.

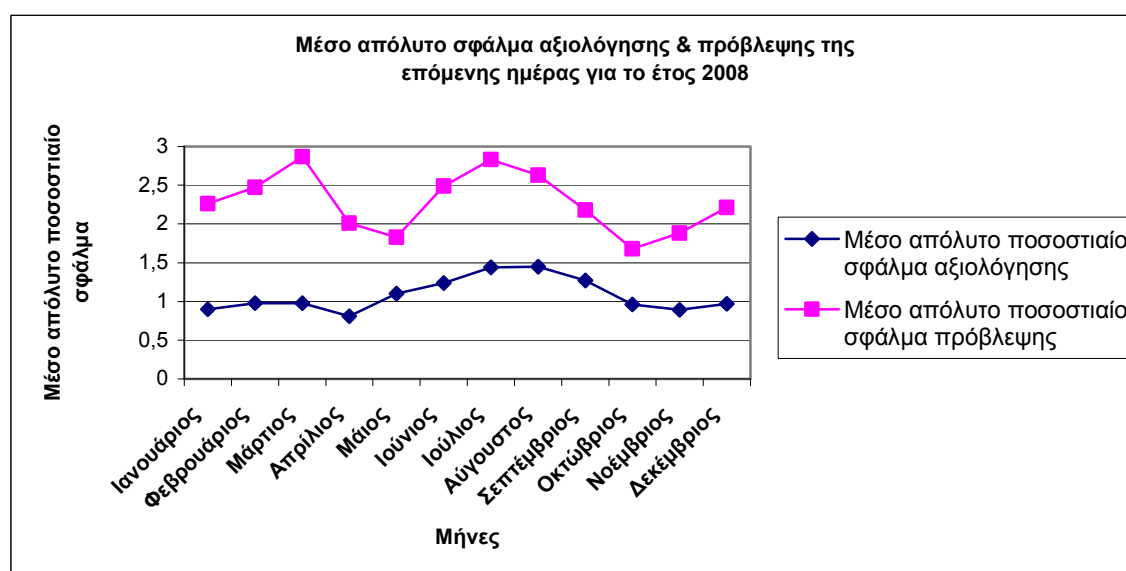
Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των μοντέλων για την πρόβλεψη των ωριαίων φορτίων της επόμενης ημέρας και στην προσπάθεια να επιλεγεί ένα μοντέλο με όσο το δυνατό μικρότερο ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης, για κάθε ώρα κάθε ημέρας επιλέγεται το μοντέλο εκείνο που έχει το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα που προέκυψαν για την αξιολόγηση και την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας για το έτος 2008, με αυτήν τη μεθοδολογία, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.10.

Από τα αποτελέσματα του Πίνακα 2.10 παρατηρούμε ότι το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης μειώνεται στο 1,09% σε σχέση με σφάλμα αξιολόγησης 1,21% που επιτυγχάνει το καλύτερο από τα είκοσι μοντέλα του Πίνακα 2.9, στο οποίο τα αποτελέσματα προκύπτουν με χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-2-2), ενώ και το μέσο απόλυτο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου μειώνεται στο 2,28%, σε σχέση με το 2,48% που επιτυγχάνει το μοντέλο (4-2-2) ή το 2,34% που επιτυγχάνει το μοντέλο στο οποίο τα αποτελέσματα προκύπτουν με χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (3-1-2), και το οποίο μας δίνει το καλύτερο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης ανεξάρτητα από το σφάλμα αξιολόγησης. Στο Σχήμα 2.4 παρουσιάζονται το μέσο απόλυτο ετήσιο σφάλμα

αξιολόγησης και πρόβλεψης για το έτος 2008 με βάση το μοντέλο με το καλύτερο ημερήσιο σφάλμα αξιολόγησης. Τέλος, οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% (λόγω συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μεγαλύτερου των 100 MW) είναι για το σύνολο του έτους 138, ενώ οι ώρες επιβολής προστίμου είναι μηδέν, αφού μηνιαίως ο αριθμός τους σε καμιά περίπτωση δεν ξεπέρασε τις 35, υπό την προϋπόθεση ότι η προσφορά τιμών θα γινόταν ένα εικοσιτετράωρο νωρίτερα.

Πίνακας 2.10. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το έτος 2008.

Μήνας	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης	Ώρες με απόλυτο σφάλμα >10%	Ώρες επιβολής προστίμου
Ιανουάριος	0,90	2,26	14	0
Φεβρουάριος	0,98	2,47	07	0
Μάρτιος	0,98	2,87	24	0
Απρίλιος	0,81	2,01	20	0
Μάιος	1,10	1,83	13	0
Ιούνιος	1,24	2,49	05	0
Ιούλιος	1,44	2,83	14	0
Αύγουστος	1,45	2,63	12	0
Σεπτέμβριος	1,27	2,18	01	0
Οκτώβριος	0,96	1,68	04	0
Νοέμβριος	0,89	1,88	07	0
Δεκέμβριος	0,97	2,21	17	0
Μέση ετήσια τιμή	1,09	2,28		
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	2,17	16,25		



Σχήμα 2.4: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το έτος 2008.

2.5 Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Δύο Ημερών με Χρήση της Ασαφούς Λογικής

Αφού, το μοντέλο πρόβλεψης εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μιας ημέρας για το έτος 2008, στη συνέχεια εφαρμόστηκε για την πρόβλεψη των φορτίων της δεύτερης επόμενης ημέρας. Η ανάγκη για πρόβλεψη των φορτίων της δεύτερης επόμενης ημέρας προέκυψε γιατί σύμφωνα με τον κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας “*Η Λήξη της Προθεσμίας Υποβολής από τον παραγωγό ορίζεται στις 12:30 της ημέρας που προηγείται της Ημέρας Κατανομής*”. Πραγματοποιήθηκε ξανά πρόβλεψη και με τις είκοσι (20) διαφορετικές παραλλαγές του μοντέλου, οι οποίες προέκυψαν από τις δέκα διαφορετικές μεθόδους διαμόρφωσης των ασαφών μοντέλων, λόγω των πέντε διαφορετικών τρόπων εξαγωγής συμπερασμάτων και τους δύο διαφορετικούς τρόπους εύρεσης του κέντρου του μεσαίου τριγώνου, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.2.5, καθώς και από τις δύο δυνατότητες διαμόρφωσης του συνόλου εκπαίδευσης και αξιολόγησης (χωρίς και με κοινά στοιχεία).

Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα ωριαία φορτία του Ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος που αφορούσαν τα έτη 2004-2007.

2.5.1. Επιλογή παραμέτρων εισόδου

Αρχικά, όπως και αναφέρθηκε και στην παράγραφο 2.4.1, πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων για διαφορετικό αριθμό ετών, από τα οποία λαμβάνονται δεδομένα. Έτσι έγινε εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων με τα δεδομένα των 4 τελευταίων ετών (2004-2007), των 3 τελευταίων ετών (2005-2007) και των 2 τελευταίων ετών (2006-2007).

Στον Πίνακα 2.11 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των ετών από τα οποία ελήφθησαν τα δεδομένα.

Στον Πίνακα 2.12 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των ετών από τα οποία ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.11. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για 2 έως 4 έτη.

Δεδομένα Μήνας	2 έτη εκπαίδευσης	3 έτη εκπαίδευσης	4 έτη εκπαίδευσης
Ιανουάριος	1,68	1,57	1,47
Φεβρουάριος	1,78	1,64	1,53
Μάρτιος	1,74	1,62	1,51
Απρίλιος	1,51	1,41	1,28
Μάιος	2,02	1,96	1,87
Ιούνιος	2,46	2,36	2,26
Ιούλιος	2,91	2,88	2,76
Αύγουστος	2,74	2,69	2,60
Σεπτέμβριος	2,29	2,26	2,18
Οκτώβριος	1,46	1,44	1,38
Νοέμβριος	1,43	1,40	1,33
Δεκέμβριος	1,98	1,60	1,49
Μέση τιμή	2,00	1,90	1,81
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	5,98	5,85	5,21

Πίνακας 2.12. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2 για 2 έως 4 έτη.

Δεδομένα Μήνας	2 έτη εκπαίδευσης	3 έτη εκπαίδευσης	4 έτη εκπαίδευσης
Ιανουάριος	3,73	3,47	3,27
Φεβρουάριος	3,55	3,29	3,08
Μάρτιος	5,17	4,79	4,50
Απρίλιος	2,53	2,38	2,19
Μάιος	2,37	2,28	2,22
Ιούνιος	4,64	4,41	4,28
Ιούλιος	4,90	4,84	4,66
Αύγουστος	4,33	4,28	4,15
Σεπτέμβριος	3,37	3,31	3,24
Οκτώβριος	2,20	2,16	2,13
Νοέμβριος	2,53	2,52	2,41
Δεκέμβριος	3,90	3,16	2,95
Μέση τιμή	3,61	3,41	3,27
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	25,28	24,72	22,03

Παρατηρούμε ότι όταν λαμβάνονται δεδομένα από τα 4 προηγούμενα έτη, τότε τόσο το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και το σφάλμα πρόβλεψης είναι μικρότερο σε σχέση με αυτό των 3 ή των 2 ετών. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα. Έτσι επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνονται με τα δεδομένα των 4 τελευταίων ετών πριν από το έτος ελέγχου.

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τη βελτιστοποίηση των μοντέλων, με βάση τον αριθμό των εβδομάδων των οποίων τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την αξιολόγησή τους. Έτσι έγινε εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων με τα δεδομένα σε ακτίνα των 4 πιο πρόσφατων εβδομάδων έως και των 9 πιο πρόσφατων εβδομάδων, για δεδομένα των 4 τελευταίων ετών. Στον Πίνακα 2.13 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.13. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, με δεδομένα σε ακτίνα 4 έως 9 πιο πρόσφατων εβδομάδων.

Εβδομάδες Μήνας	4	5	6	7	8	9
Ιανουάριος	1,49	1,60	1,51	1,47	1,59	1,68
Φεβρουάριος	1,54	1,62	1,56	1,53	1,62	1,68
Μάρτιος	1,53	1,61	1,56	1,51	1,58	1,66
Απρίλιος	1,32	1,39	1,34	1,28	1,49	1,62
Μάιος	1,88	1,97	1,93	1,87	2,07	2,15
Ιούνιος	2,31	2,34	2,31	2,26	2,33	2,40
Ιούλιος	2,80	2,86	2,82	2,76	2,78	2,78
Αύγουστος	2,61	2,67	2,63	2,60	2,64	2,69
Σεπτέμβριος	2,26	2,32	2,27	2,18	2,30	2,40
Οκτώβριος	1,41	1,47	1,43	1,38	1,58	1,74
Νοέμβριος	1,35	1,40	1,37	1,33	1,38	1,43
Δεκέμβριος	1,52	1,55	1,52	1,49	1,55	1,59
Μέση τιμή	1,84	1,90	1,86	1,81	1,91	1,99
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	5,78	6,08	6,68	5,21	5,08	5,25

Στον Πίνακα 2.14 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων, από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Παρατηρούμε ότι, όταν λαμβάνονται δεδομένα με ακτίνα τις 7 πιο πρόσφατες εβδομάδες, τότε τόσο το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και το σφάλμα πρόβλεψης είναι μικρότερο σε σχέση με αυτό των υπολοίπων περιπτώσεων. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα. Έτσι επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνονται με τα δεδομένα σε ακτίνα των 7 πιο πρόσφατων εβδομάδων.

Πίνακας 2.14. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, με δεδομένα σε ακτίνα 4 έως 9 πιο πρόσφατων εβδομάδων.

Εβδομάδες Μήνας	4	5	6	7	8	9
Ιανουάριος	3,35	3,58	3,34	3,27	3,52	3,65
Φεβρουάριος	3,13	3,29	3,13	3,08	3,26	3,33
Μάρτιος	4,61	4,79	4,63	4,50	4,67	4,87
Απρίλιος	2,26	2,38	2,26	2,19	2,53	2,70
Μάιος	2,24	2,30	2,24	2,22	2,40	2,51
Ιούνιος	4,42	4,41	4,31	4,28	4,34	4,52
Ιούλιος	4,77	4,85	4,73	4,66	4,67	4,61
Αύγουστος	4,19	4,27	4,19	4,15	4,19	4,27
Σεπτέμβριος	3,37	3,42	3,33	3,24	3,38	3,49
Οκτώβριος	2,16	2,23	2,15	2,13	2,38	2,60
Νοέμβριος	2,42	2,54	2,46	2,41	2,49	2,54
Δεκέμβριος	3,04	3,07	2,99	2,95	3,05	3,10
Μέση τιμή	3,33	3,43	3,31	3,27	3,41	3,52
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	24,07	25,52	23,76	22,03	22,13	22,20

Τέλος, πραγματοποιήθηκε έλεγχος για τη βελτιστοποίηση των εισόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την πρόβλεψη. Έτσι εφαρμόστηκαν 5 διαφορετικά σενάρια για διαφορετικές εισόδους. Τα σενάρια αυτά είχαν ως εισόδους:

Σενάριο 1: Χρήση του $L_{\text{mean}}(d-2)$

Σενάριο 2: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-2)$ και $L(d-2, h-1)$

Σενάριο 3: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-2)$, $L(d-2, h-1)$ και $L(d-2, h)$

Σενάριο 4: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-2)$, $L(d-2, h-1)$, $L(d-2, h)$ και $L(d-2, h+1)$

Σενάριο 5: Χρήση των $L_{\text{mean}}(d-2)$, $L(d-2, h-1)$, $L(d-2, h)$, $L(d-2, h+1)$ και $T(d-2, h)$

Το σενάριο 5 εφαρμόστηκε για τους μήνες Ιανουάριο έως και Ιούλιο, γιατί για το 2007 υπάρχει έλλειψη δεδομένων θερμοκρασίας για το δεύτερο εξάμηνο του έτους. Στον Πίνακα 2.15 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, για κάθε ένα από τα 5 σενάρια που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Πίνακας 2.15. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για τα 5 διαφορετικά σενάρια εισόδων.

Σενάριο Μήνας	1	2	3	4	5
Ιανουάριος	1,93	1,75	1,60	1,47	1,53
Φεβρουάριος	1,99	1,83	1,63	1,53	1,56
Μάρτιος	1,97	1,78	1,63	1,51	1,57
Απρίλιος	1,64	1,52	1,39	1,28	1,33
Μάιος	2,44	2,24	2,05	1,87	1,89
Ιούνιος	2,96	2,72	2,45	2,26	2,35
Ιούλιος	3,63	3,30	3,01	2,76	---
Αύγουστος	3,39	3,12	2,81	2,60	---
Σεπτέμβριος	2,85	2,59	2,34	2,18	---
Οκτώβριος	1,77	1,61	1,50	1,38	---
Νοέμβριος	1,70	1,59	1,45	1,33	---
Δεκέμβριος	1,95	1,79	1,61	1,49	---
Μέση τιμή	2,35	2,16	1,96	1,81	---
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	6,87	6,29	5,62	5,21	---

Στον Πίνακα 2.16 παρουσιάζονται τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ενδεικτικά για το μοντέλο 5-2-2, ανάλογα με τον αριθμό των εβδομάδων, από τις οποίες ελήφθησαν τα δεδομένα.

Πίνακας 2.16. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για το μοντέλο 5-2-2, για τα 5 διαφορετικά σενάρια εισόδων.

Σενάριο Μήνας	1	2	3	4	5
Ιανουάριος	4,24	3,86	3,51	3,27	3,35
Φεβρουάριος	3,97	3,65	3,28	3,08	3,12
Μάρτιος	5,83	5,31	4,83	4,50	4,61
Απρίλιος	2,80	2,58	2,35	2,19	2,24
Μάιος	2,86	2,62	2,39	2,22	2,28
Ιούνιος	5,54	5,08	4,58	4,28	4,37
Ιούλιος	6,05	5,51	5,00	4,66	---
Αύγουστος	5,36	4,91	4,43	4,15	---
Σεπτέμβριος	4,18	3,81	3,44	3,24	---
Οκτώβριος	2,72	2,47	2,28	2,13	---
Νοέμβριος	3,07	2,85	2,59	2,41	---
Δεκέμβριος	3,82	3,50	3,16	2,95	---
Μέση τιμή	4,21	3,85	3,49	3,27	---
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	28,63	26,21	23,78	22,03	---

Παρατηρούμε ότι το σενάριο 4, παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα τόσο ως προς το σφάλμα αξιολόγησης, όσο και ως προς το σφάλμα πρόβλεψης σε σχέση με αυτά των υπολοίπων περιπτώσεων. Το ίδιο ισχύει και για τα είκοσι διαφορετικά μοντέλα.

Έτσι τελικά, επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνεται με τις εισόδους που αναφέρονται στο σενάριο 4, με δεδομένα που αφορούν τα τέσσερα τελευταία έτη πριν το έτος πρόβλεψης και με ακτίνα δεδομένων τις 7 πιο πρόσφατες εβδομάδες.

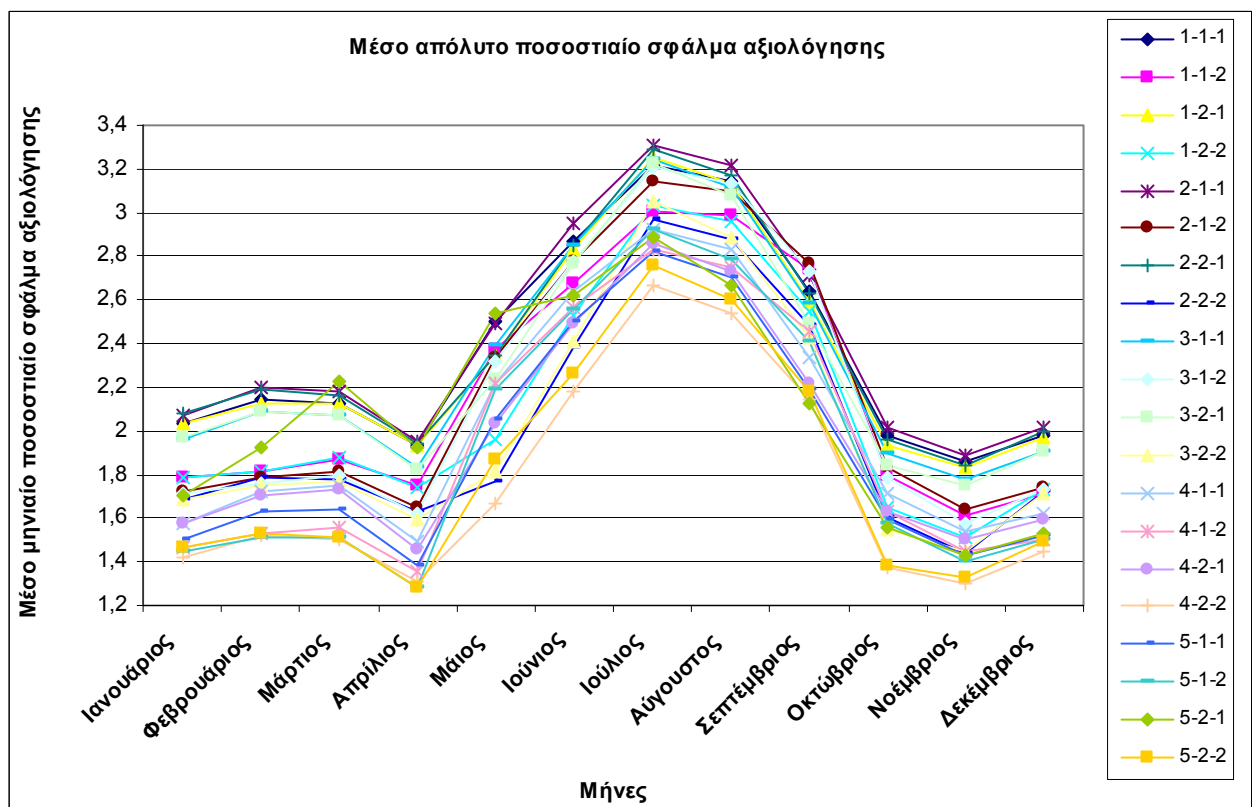
2.5.2. Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου

Εφαρμόζοντας το μοντέλο που αναπτύχθηκε παραπάνω, τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, ανά μήνα, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.17 και στο Σχήμα 2.5.

Πίνακας 2.17. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για το έτος 2008.

Μοντέλο										
Μήνας	1-1-1	1-1-2	1-2-1	1-2-2	2-1-1	2-1-2	2-2-1	2-2-2	3-1-1	3-1-2
Ιανουάριος	2,03	1,79	2,03	1,79	2,07	1,72	2,08	1,69	1,96	1,71
Φεβρουάριος	2,14	1,81	2,13	1,81	2,20	1,79	2,19	1,79	2,09	1,76
Μάρτιος	2,13	1,87	2,13	1,88	2,18	1,81	2,16	1,78	2,07	1,80
Απρίλιος	1,93	1,75	1,93	1,74	1,95	1,65	1,94	1,63	1,83	1,62
Μάιος	2,50	2,37	2,35	1,96	2,49	2,34	2,35	1,77	2,39	2,32
Ιούνιος	2,87	2,68	2,83	2,53	2,95	2,78	2,85	2,38	2,85	2,78
Ιούλιος	3,22	3,01	3,25	3,03	3,31	3,14	3,29	2,97	3,24	3,21
Αύγουστος	3,14	2,99	3,13	2,96	3,22	3,10	3,17	2,88	3,12	3,13
Σεπτέμβριος	2,64	2,74	2,59	2,55	2,71	2,77	2,63	2,48	2,58	2,73
Οκτώβριος	1,98	1,80	1,93	1,65	2,02	1,83	1,96	1,60	1,90	1,79
Νοέμβριος	1,86	1,61	1,83	1,51	1,89	1,64	1,84	1,44	1,78	1,58
Δεκέμβριος	1,98	1,71	1,97	1,73	2,02	1,74	2,00	1,72	1,91	1,73
Μέση ετήσια τιμή	2,39	2,20	2,36	2,11	2,44	2,22	2,39	2,03	2,33	2,20
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	5,64	5,64	5,44	5,92	5,81	6,10	5,78	6,13	5,66	6,01

Μοντέλο Μήνας	3-2-1	3-2-2	4-1-1	4-1-2	4-2-1	4-2-2	5-1-1	5-1-2	5-2-1	5-2-2
Ιανουάριος	1,97	1,69	1,58	1,47	1,58	1,42	1,50	1,45	1,70	1,47
Φεβρουάριος	2,09	1,75	1,72	1,53	1,70	1,52	1,63	1,51	1,92	1,53
Μάρτιος	2,07	1,77	1,75	1,56	1,73	1,50	1,64	1,51	2,23	1,51
Απρίλιος	1,82	1,59	1,49	1,36	1,46	1,31	1,38	1,28	1,92	1,28
Μάιος	2,24	1,81	2,22	2,22	2,03	1,67	2,05	2,19	2,54	1,87
Ιούνιος	2,77	2,41	2,64	2,57	2,49	2,18	2,50	2,56	2,62	2,26
Ιούλιος	3,23	3,05	2,92	2,83	2,86	2,67	2,82	2,92	2,89	2,76
Αύγουστος	3,08	2,89	2,83	2,75	2,73	2,54	2,70	2,79	2,67	2,60
Σεπτέμβριος	2,49	2,43	2,34	2,46	2,22	2,14	2,19	2,41	2,15	2,18
Οκτώβριος	1,84	1,55	1,71	1,63	1,63	1,37	1,59	1,58	1,56	1,38
Νοέμβριος	1,75	1,45	1,54	1,45	1,50	1,30	1,43	1,40	1,43	1,33
Δεκέμβριος	1,91	1,71	1,62	1,50	1,59	1,45	1,52	1,50	1,53	1,49
Μέση ετήσια τιμή	2,29	2,03	2,05	1,97	1,98	1,77	1,93	1,95	2,11	1,83
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	5,54	6,00	5,09	5,93	5,04	5,21	5,09	5,35	5,56	5,13



Σχήμα 2.5: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ανά μοντέλο και ανά μήνα, για το έτος 2008.

Είναι φανερό ότι για τους μήνες Φεβρουάριο και Απρίλιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, ο οποίος

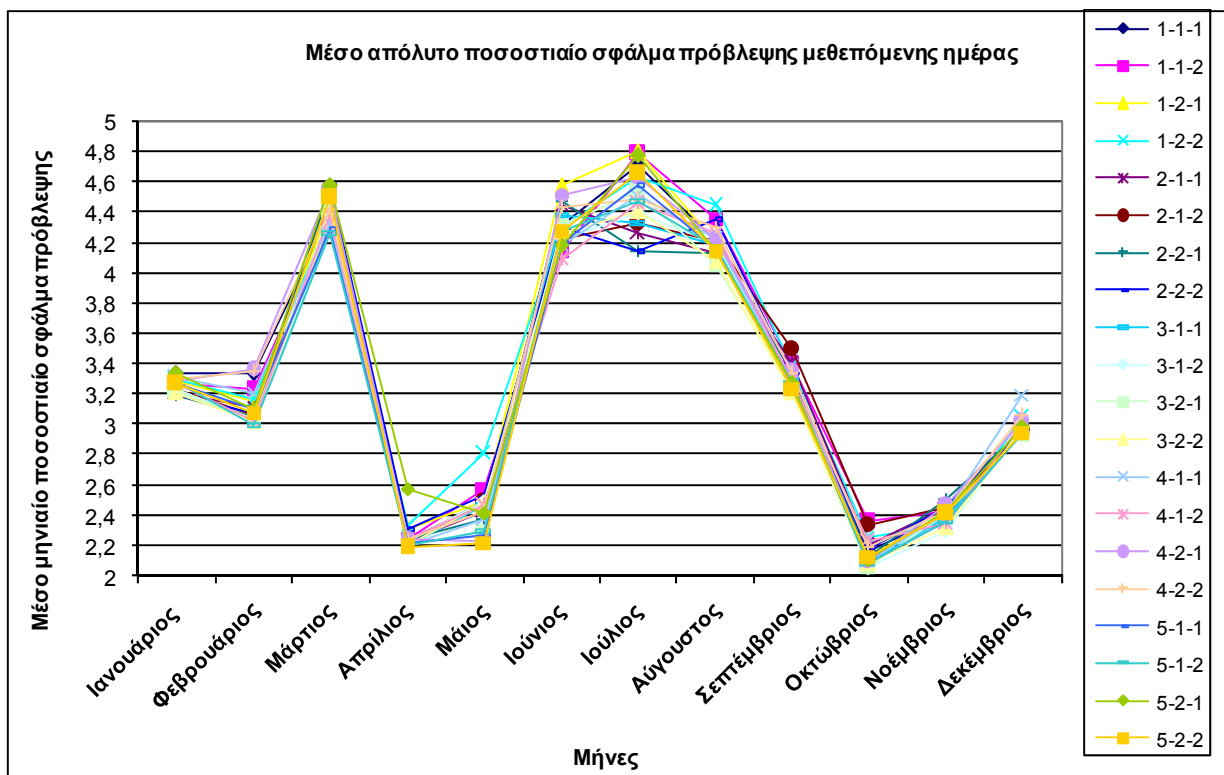
έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-1-2), ενώ για όλους τους υπόλοιπους μήνες του έτους δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-2-2).

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, ανά μήνα, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.18 και στο Σχήμα 2.6. Είναι φανερό ότι για το μήνα Ιανουάριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται χωρίς κοινά στοιχεία (2-2-1). Για τους μήνες Φεβρουάριο και Μάρτιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-1-2), ενώ για τους μήνες Απρίλιο και Μάιο δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-2-2). Για το μήνα Ιούνιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-1-2), ενώ για τον Ιούλιο δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (2-2-2). Για τους μήνες Αύγουστο, Οκτώβριο και Δεκέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται χωρίς κοινά στοιχεία (3-2-1), για το μήνα Σεπτέμβριο δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (3-2-2) και τέλος, για το μήνα Νοέμβριο δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (3-1-2).

Πίνακας 2.18. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για το έτος 2008.

Μοντέλο Μήνας	1-1-1	1-1-2	1-2-1	1-2-2	2-1-1	2-1-2	2-2-1	2-2-2	3-1-1	3-1-2
Ιανουάριος	3,34	3,28	3,29	3,30	3,21	3,24	3,19	3,20	3,21	3,24
Φεβρουάριος	3,34	3,23	3,16	3,17	3,12	3,06	3,05	3,07	3,03	3,03
Μάρτιος	4,38	4,34	4,42	4,37	4,31	4,28	4,56	4,58	4,29	4,29
Απρίλιος	2,24	2,25	2,31	2,34	2,23	2,23	2,25	2,31	2,20	2,23
Μάιος	2,47	2,58	2,49	2,81	2,43	2,49	2,37	2,54	2,47	2,50
Ιούνιος	4,32	4,15	4,58	4,31	4,45	4,22	4,47	4,30	4,38	4,23
Ιούλιος	4,72	4,79	4,80	4,63	4,26	4,33	4,15	4,14	4,33	4,40
Αύγουστος	4,21	4,36	4,20	4,45	4,13	4,21	4,13	4,96	4,19	4,20
Σεπτέμβριος	3,34	3,39	3,24	3,38	3,40	3,50	3,35	3,32	3,30	3,28
Οκτώβριος	2,17	2,36	2,12	2,26	2,20	2,33	2,12	2,18	2,09	2,06
Νοέμβριος	2,40	2,43	2,41	2,33	2,46	2,46	2,51	2,45	2,39	2,30
Δεκέμβριος	2,97	2,94	2,98	3,05	2,93	2,97	2,96	2,97	2,94	2,98
Μέση ετήσια τιμή	3,34	3,36	3,35	3,38	3,27	3,29	3,27	3,28	3,25	3,25
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	22,09	19,27	21,26	19,66	22,01	20,23	21,45	25,24	19,81	18,25

Μοντέλο Μήνας	3-2-1	3-2-2	4-1-1	4-1-2	4-2-1	4-2-2	5-1-1	5-1-2	5-2-1	5-2-2
Ιανουάριος	3,22	3,21	3,31	3,27	3,29	3,30	3,28	3,29	3,34	3,27
Φεβρουάριος	3,04	3,02	3,21	3,02	3,36	3,35	3,10	3,00	3,10	3,08
Μάρτιος	4,41	4,35	4,33	4,38	4,55	4,42	4,29	4,26	4,58	4,50
Απρίλιος	2,21	2,20	2,21	2,25	2,24	2,25	2,22	2,21	2,58	2,19
Μάιος	2,30	2,48	2,38	2,47	2,23	2,43	2,27	2,29	2,42	2,22
Ιούνιος	4,32	4,27	4,19	4,09	4,52	4,43	4,20	4,28	4,18	4,28
Ιούλιος	4,54	4,41	4,52	4,46	4,63	4,49	4,58	4,47	4,78	4,66
Αύγουστος	4,05	4,08	4,22	4,27	4,22	4,31	4,16	4,17	4,14	4,15
Σεπτέμβριος	3,23	3,21	3,29	3,29	3,35	3,34	3,27	3,28	3,27	3,24
Οκτώβριος	2,06	2,08	2,10	2,23	2,10	2,19	2,09	2,09	2,11	2,13
Νοέμβριος	2,41	2,32	2,41	2,35	2,47	2,43	2,36	2,36	2,43	2,41
Δεκέμβριος	2,93	2,97	1,62	3,01	3,02	3,06	2,94	2,95	2,98	2,95
Μέση ετήσια τιμή	3,24	3,24	3,28	3,27	3,35	3,37	3,24	3,23	3,34	3,27
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	20,95	18,93	21,87	18,26	22,42	22,89	18,93	19,99	22,02	22,03



Σχήμα 2.6: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, ανά μοντέλο και ανά μήνα, για το έτος 2008.

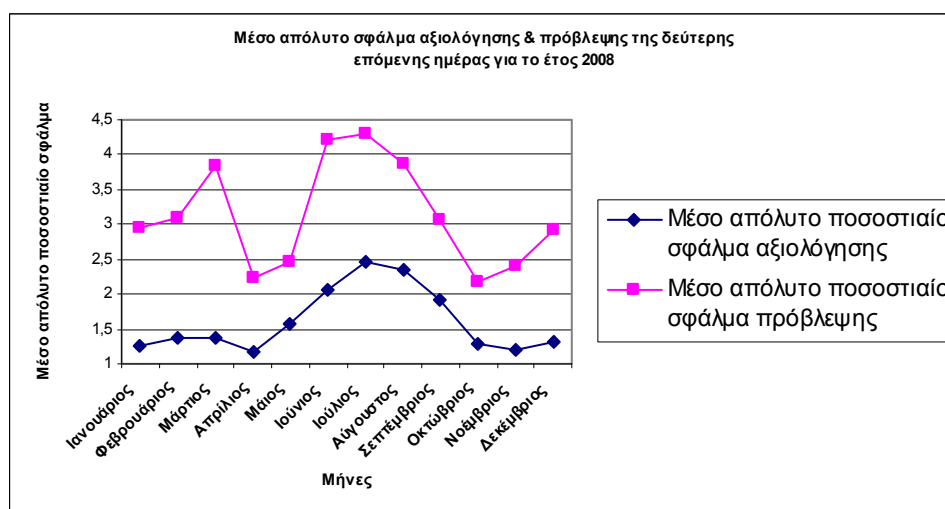
Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των μοντέλων για την πρόβλεψη των ωριαίων φορτίων της δεύτερης επόμενης ημέρας και στην προσπάθεια να επιλεγεί ένα μοντέλο με όσο το δυνατό μικρότερο ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης, για κάθε μια ημέρα επιλέγεται το μοντέλο εκείνο που έχει το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα που προέκυψαν για την αξιολόγηση και την πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας για το έτος 2008, με αυτήν τη μεθοδολογία, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.19.

Από τα αποτελέσματα του Πίνακα 2.19 παρατηρούμε ότι το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης μειώνεται στο 1,61% σε σχέση με σφάλμα αξιολόγησης 1,77% που επιτυγχάνει το καλύτερο από τα είκοσι μοντέλα του Πίνακα 2.17, του οποίου τα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (4-2-2). Το μέσο απόλυτο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου μειώνεται στο 3,13%, σε σχέση με το 3,37% που επιτυγχάνει το μοντέλο (4-2-2) ή το 3,23% που επιτυγχάνει το μοντέλο του οποίου τα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης και τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης διαμορφώνονται με κοινά στοιχεία (5-1-2) και το οποίο μας δίνει το καλύτερο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης, ανεξάρτητα από το σφάλμα αξιολόγησης. Στο Γράφημα 2.6 παρουσιάζονται το μέσο απόλυτο ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης για το έτος 2008 με βάση το μοντέλο με το καλύτερο ημερήσιο σφάλμα αξιολόγησης. Τέλος, οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% (λόγω

συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μεγαλύτερου των 100 MW) είναι για το σύνολο του έτους 279, ενώ οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 6, αφού μηνιαίως ο αριθμός τους ξεπέρασε τις 35, τους μήνες Μάρτιο (2 ώρες) και Ιούλιο (4 ώρες). Έτσι, με βάση τη νομοθεσία που αναφέρεται στην παράγραφο 2.2.8 το πρόστιμο που θα έπρεπε να πληρωθεί στο διαχειριστή του Συστήματος για ολόκληρο το έτος 2008 ανέρχεται στα 201.866,5€ (Μάρτιος 87.318,75€ και Ιούλιος 114.547,8€). Διευκρινίζεται ότι στο σύνολο των ημερών πρόβλεψης συμπεριλαμβάνονται και οι αργίες.

Πίνακας 2.19. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το έτος 2008.

Μήνας	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης	Ώρες με απόλυτο σφάλμα >10%	Ώρες επιβολής προστίμου
Ιανουάριος	1,27	2,96	27	0
Φεβρουάριος	1,37	3,10	18	0
Μάρτιος	1,37	3,83	37	2
Απρίλιος	1,16	2,24	27	0
Μάιος	1,56	2,45	19	0
Ιούνιος	2,05	4,20	27	0
Ιούλιος	2,45	4,31	39	4
Αύγουστος	2,34	3,86	25	0
Σεπτέμβριος	1,93	3,07	14	0
Οκτώβριος	1,28	2,17	9	0
Νοέμβριος	1,20	2,42	10	0
Δεκέμβριος	1,31	2,91	27	0
Μέση ετήσια τιμή	1,61	3,13		
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	3,50	18,30		



Σχήμα 2.7: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, για το έτος 2008.

2.5.3. Εφαρμογή του μοντέλου πρόβλεψης φορτίου αποκλειστικά για τις αργίες

Το μοντέλο πρόβλεψης εφαρμόστηκε και για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας για το έτος 2008, αποκλειστικά για τις ημέρες που αποτελούν αργίες σύμφωνα με τα όσα αναφέρθηκαν στην παράγραφο 2.2.3. Πραγματοποιήθηκε ξανά πρόβλεψη και με τις δέκα (10) διαφορετικές παραλλαγές του μοντέλου, οι οποίες προέκυψαν από τις δέκα διαφορετικές μεθόδους διαμόρφωσης των ασαφών μοντέλων, λόγω των πέντε διαφορετικών τρόπων εξαγωγής συμπερασμάτων και τους δύο διαφορετικούς τρόπους εύρεσης του κέντρου του μεσαίου τριγώνου, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.2.5. Σημειώνεται ότι στην αντιμετώπιση των αργιών τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης ταυτίζονται λόγω του μικρού πλήθους ημερών. Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα ωριαία φορτία των αργιών, σταθερών για τις σταθερές αργίες και κινητών για τις κινητές αργίες, του Ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος που αφορούσαν τα έτη 2004-2007. Για τις αργίες επιλέγεται η εκπαίδευση, η αξιολόγηση και η πρόβλεψη να γίνεται με τις εισόδους που αναφέρονται στο σενάριο 4 και με δεδομένα που αφορούν όλες τις ημέρες των αντίστοιχων αργιών για τα τέσσερα τελευταία έτη πριν το έτος πρόβλεψης (λόγω του μικρού πλήθους ημερών), ακολουθώντας τη βέλτιστη επιλογή των παραμέτρων που πραγματοποιήθηκε στην παράγραφο 2.5.1. Εφαρμόζοντας το μοντέλο που αναπτύχθηκε παραπάνω για τις σταθερές και τις κινητές αργίες, τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, σχετικά με τις αργίες, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.20.

Πίνακας 2.20. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, για τις αργίες, για κάθε μοντέλο, για το έτος 2008.

Μοντέλο Μήνας	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Μέση τιμή αργιών	3,74	3,68	3,90	3,91	3,57	3,54	2,91	2,89	2,62	2,66
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	7,30	7,33	8,15	8,16	7,71	7,34	6,61	6,61	6,36	6,22

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ενέργειας, σχετικά με τις αργίες, ανά μοντέλο, για το έτος 2008, παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.21.

Πίνακας 2.21. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας, για τις αργίες, για κάθε μοντέλο, για το έτος 2008.

Μοντέλο Μήνας	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Μέση τιμή αργιών	5,87	5,78	5,79	5,85	5,86	5,54	5,77	5,84	5,65	5,41
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	28,86	26,29	24,92	20,35	22,23	24,70	27,67	41,14	23,52	22,63
Ωρες προστίμου	57	57	54	56	55	49	59	50	56	50

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο με το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης 2,62% είναι το 5-1 και το όποιο δίνει σφάλμα πρόβλεψης, αποκλειστικά των ημερών αργίας, για το Διασυνδεδεμένο Σύστημα, για το έτος 2008, 5,65%, ενώ οι ώρες αργιών που παρουσιάζουν απόλυτο σφάλμα μεγαλύτερο από το 10% είναι 56.

2.6 Ανάπτυξη και Σύγκριση της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας και Δύο Ημερών με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

2.6.1 Βασική δομή αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η σύγκριση με την ασαφή λογική αναπτύσσεται εκ νέου ο βασικός αλγόριθμος βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ) και ειδικότερα του κλασικού αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης σφάλματος με χρήση όρου ορμής και ρυθμού μάθησης και με εκπαίδευση ανά πρότυπο. Η αντίστοιχη θεωρία έχει αναπτυχθεί στο Παράρτημα 2, ενώ αντίστοιχους αλγορίθμους έχουν χρησιμοποιήσει με επιτυχία για το ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας ο Κιαρτζής [2.1] και ο Τσεκούρας [2.4].

Συγκεκριμένα ο προτεινόμενος αλγόριθμος έχει τη δομή του Σχήματος 2.8, ο οποίος έχει τη δυνατότητα βελτιστοποίησης των διαφόρων παραμέτρων. Ειδικότερα τα κεντρικά βήματα της μεθόδου είναι τα εξής:

- ◆ Ανάγνωση και διαμόρφωση δεδομένων συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου. Εδώ το σύνολο ιστορικών δεδομένων αποτελείται από τέσσερα χρόνια (2004-07) που υποδιαιρείται στα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης κατά 90% και 10% αντίστοιχα, ενώ το σύνολο ελέγχου απαρτίζεται από τα ιστορικά στοιχεία του έτους 2008. Διαμορφώνονται τα διανύσματα εισόδου και εξόδου. Συγκεκριμένα το διάνυσμα εισόδου για την υπό πρόβλεψη ημέρα d δίνεται από τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτετραώρων ($d-1$, $d-2$) στην περίπτωση πρόβλεψης μίας ημέρας και των ημερών $d-2$ και $d-3$ για την περίπτωση πρόβλεψης δύο ημερών, 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 πρόβλεψη μέρας.

- ◆ Προεπεξεργασία δεδομένων που περιλαμβάνει τη διόρθωση – απομάκρυνση σφαλμάτων, καθώς και την κανονικοποίηση των φορτίων μεταξύ των τιμών 0 και 1, ώστε να αποφευχθεί ο κορεσμός των συναρτήσεων εισόδου, σύμφωνα με τη σχέση:

$$\hat{x} = a + \frac{b-a}{x_{\max} - x_{\min}} \cdot (x - x_{\min}) \quad (2.17)$$

Όπου το \hat{x} είναι μία κανονικοποιημένη τιμή της μεταβλητής x , το x_{\min} και το x_{\max} είναι το κάτω και το άνω όριο των τιμών της x , το a και το b είναι οι αντίστοιχες τιμές της κανονικοποιημένης μεταβλητής.

♦ **Κύρια διαδικασία:** Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο τροφοδοτείται με τα αναγκαία δεδομένα και χρησιμοποιείται ο βασικός αλγόριθμος της οπίσθιας διάδοσης σφάλματος με τη χρήση του όρου ορμής και του ρυθμού μάθησης. Τα βασικά του βήματα επεξηγούνται στο Παράρτημα 2. Σύμφωνα με το θεώρημα του Kolmogorov ένα ΤΝΔ μπορεί να ρυθμιστεί με την ύπαρξη ενός κρυμμένου επιπέδου έχοντας όμως τον κατάλληλο αριθμό νευρώνων. Κάτω από αυτές τις συνθήκες ένα κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιείται, αλλά το πλήθος των νευρώνων πρέπει να ρυθμιστεί. Οπότε οι παράμετροι που πρόκειται να ρυθμιστούν είναι οι εξής:

- Το πλήθος των νευρώνων N_n στο κρυμμένο επίπεδο, όπου στην παρούσα περίπτωση κυμαίνεται μεταξύ 2 ως 50 νευρώνες με βήμα 1,
- Οι παράμετροι της αρχικής τιμής a_0 και της χρονικής παραμέτρου T_a του όρου ορμής $a(t)$, που δίνεται από τη σχέση:

$$a(t) = a_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{T_a}\right) \quad (2.18)$$

Όπου στην παρούσα περίπτωση τα πεδία τιμών είναι για το a_0 $\{0,1, 0,2, \dots, 1,0\}$ και για το T_a $\{400, 500, \dots, 2000\}$.

- Οι παράμετροι της αρχικής τιμής η_0 και της χρονικής παραμέτρου T_η του ρυθμού εκπαίδευσης $\eta(t)$, που δίνεται από τη σχέση:

$$\eta(t) = \eta_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{T_\eta}\right) \quad (2.19)$$

Όπου στην παρούσα περίπτωση τα πεδία τιμών είναι για το η_0 $\{0,1, 0,2, \dots, 1,0\}$ και για το T_η $\{400, 500, \dots, 2000\}$.

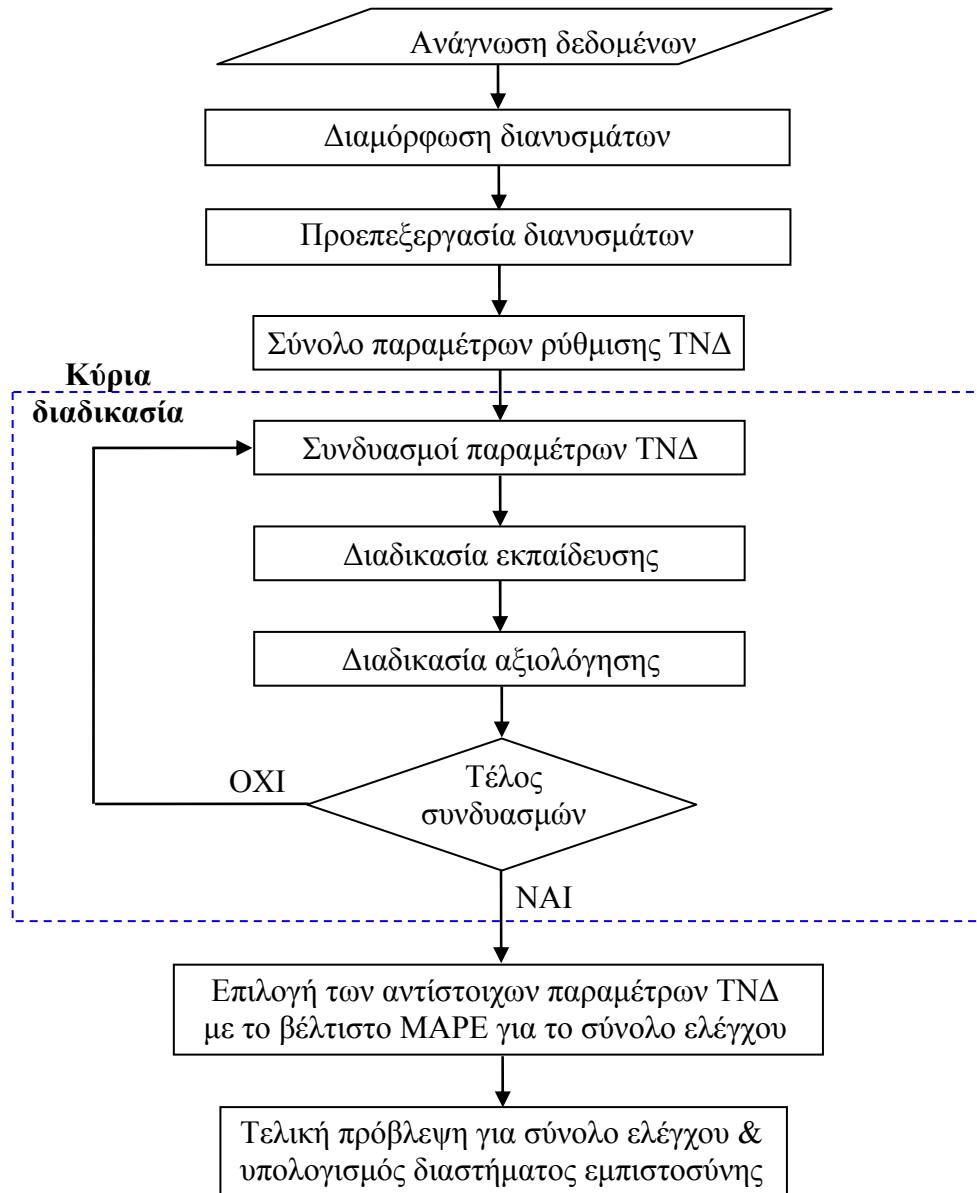
- Ο τύπος της συνάρτησης ενεργοποίησης που μπορεί να είναι η υπερβολική εφαπτομένη, η λογιστική συνάρτηση και η γραμμική.
- Οι παράμετροι (a,b) της συνάρτησης ενεργοποίησης, π.χ. $\phi(x) = \tan(a \cdot x + b)$ για την υπερβολική εφαπτομένη, που εδώ λαμβάνει τιμές ίσες με $a = \{0,05, 0,1, \dots, 1,0\}$ και $b = \{0,05, 0,1, \dots, 1,0\}$.

Άλλοι παράμετροι, όπως το πλήθος των εποχών είναι ρυθμισμένο στις 7.000 και τα όρια σταματήματος των επαναλήψεων λόγω μεταβολής βαρών και μεταβολής συνάρτησης σφάλματος περιορίζονται στα 0,00001. Οι μεταβαλλόμενες παράμετροι του ΤΝΔ επιλέγονται μέσα από ένα πλήθος δοκιμών. Ειδικότερα, για κάθε παράμετρο του ΤΝΔ, όπως το πλήθος των νευρώνων, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης εκτελείται ξεχωριστά εντός του αντίστοιχου εύρους τιμών της μεταβλητής βασιζόμενος στη συνάρτηση σφάλματος για το σύνολο εκπαίδευσης. Με βάση τα αποτελέσματα του μέσου εκατοστιαίου απόλυτου σφάλματος του συνόλου αξιολόγησης προσδιορίζονται οι αντίστοιχες περιοχές των κατάλληλων τιμών της εκάστοτε παραμέτρου. Ακολούθως, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης συνεχώς επαναλαμβάνεται, ενώ όλες οι παράμετροι συγχρόνως μεταβάλλονται εντός περιορισμένων περιοχών βέλτιστων τιμών τους, ώστε ο συνδυασμός με το ελάχιστο μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα (MAPE) του συνόλου αξιολόγησης επιλεγεί. Σημειώνεται ότι ο δείκτης του MAPE μεταξύ των πραγματικών και των εκτιμώμενων τιμών των ωριαίων φορτίων για το σύνολο αξιολόγησης ανά ημέρα δίνεται από τη σχέση:

$$MAPE_{ev} = 100\% \cdot \frac{1}{m_{ev}} \cdot \sum_{d=1}^{m_{ev}} \sum_{i=1}^{24} \frac{|\hat{L}(d,i) - L(d,i)|}{L(d,i)} \quad (2.20)$$

όπου $L(d,i)$ είναι η πραγματική τιμή της ζήτησης φορτίου για την i -οστή ώρα της d -οστής ημέρας για το σύνολο αξιολόγησης, $\hat{L}(d,i)$ η εκτιμώμενη τιμή, μεν ο πληθυσμός του συνόλου αξιολόγησης. Αυτός ο δείκτης είναι ανεξάρτητος από τις χρησιμοποιούμενες μονάδες.

♦ Η τελική πρόβλεψη σε MW για τις ημέρες του συνόλου ελέγχου πραγματοποιείται με τη χρήση των αντίστοιχων παραμέτρων του ΤΝΔ.

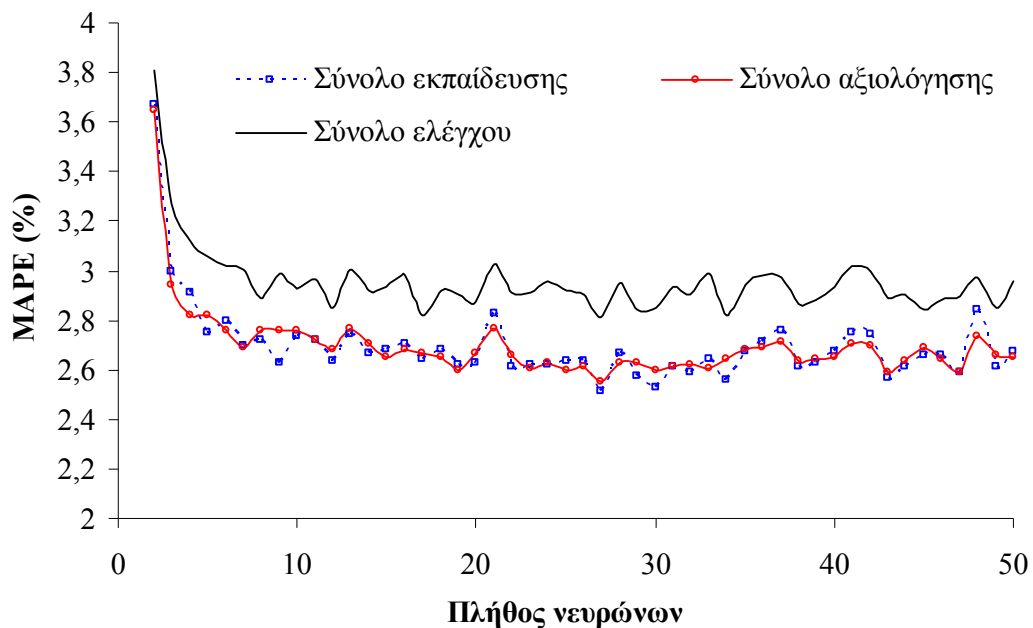


Σχήμα 2.8: Διάγραμμα ροής αλγόριθμου βραχυπρόθεσμης φορτίου με χρήση ΤΝΔ

2.6.2 Εκτέλεση αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου δύο ημερών

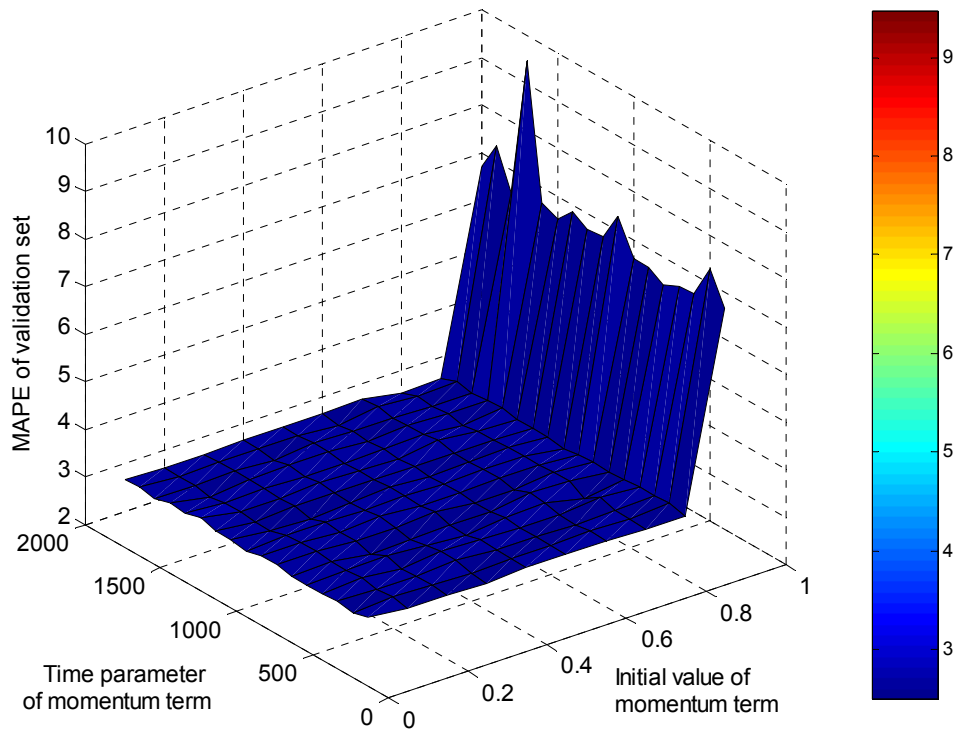
Ακολουθώντας την προαναφερθείσα μεθοδολογία, πραγματοποιείται η πρόβλεψη φορτίου για το διασυνδεδεμένο σύστημα ηλεκτρικής ισχύος. Τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης αποτελούνται από τις ομαλές ημέρες των ετών 2005-2007 κατά 90% και 10% αντίστοιχα, ενώ το σύνολο ελέγχου από τις ημέρες του έτους 2008. Το διάνυσμα εισόδου απαρτίζεται από 57 μεταβλητές εισόδου, ενώ το διάνυσμα εξόδου από τα 24 ωριαία φορτία.

Η ανάπτυξη της μεθοδολογίας έγινε σε Visual Fortran 6.0 δίνοντας τη δυνατότητα να πραγματοποιούνται όλα τα δυνατά σενάρια που ανέρχονται σε 2.122.680.000 συνδυασμούς που πρακτικά δεν γίνεται να εξεταστούν. Εξαιτίας τούτου πραγματοποιείται η σταδιακή ρύθμιση των παραμέτρων. Στο πρώτο βήμα ρυθμίζεται το πλήθος των νευρώνων από 2 ως 50, ενώ οι υπόλοιπες παραμένουν σταθερές ($\alpha_0=0,4$, $T_\alpha=2000$, $\eta_0=0,4$, $T_\eta=2000$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαπτομένη: $a_1=a_2=0,25$, $b_1=b_2=0,0$). Στο σχήμα 2.9 παρουσιάζεται ο δείκτης MAPE για το σύνολο εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου. Σε όλες τις περιπτώσεις το σύνολο ελέγχου έχει μεγαλύτερες τιμές MAPE από τα άλλα δύο σύνολα. Επίσης το MAPE του σύνολο αξιολόγησης λαμβάνει μικρές τιμές μεταξύ του 22 και του 33 με την ελάχιστη δυνατή στο 27, που πρόκειται να χρησιμοποιηθεί στα επόμενα βήματα.

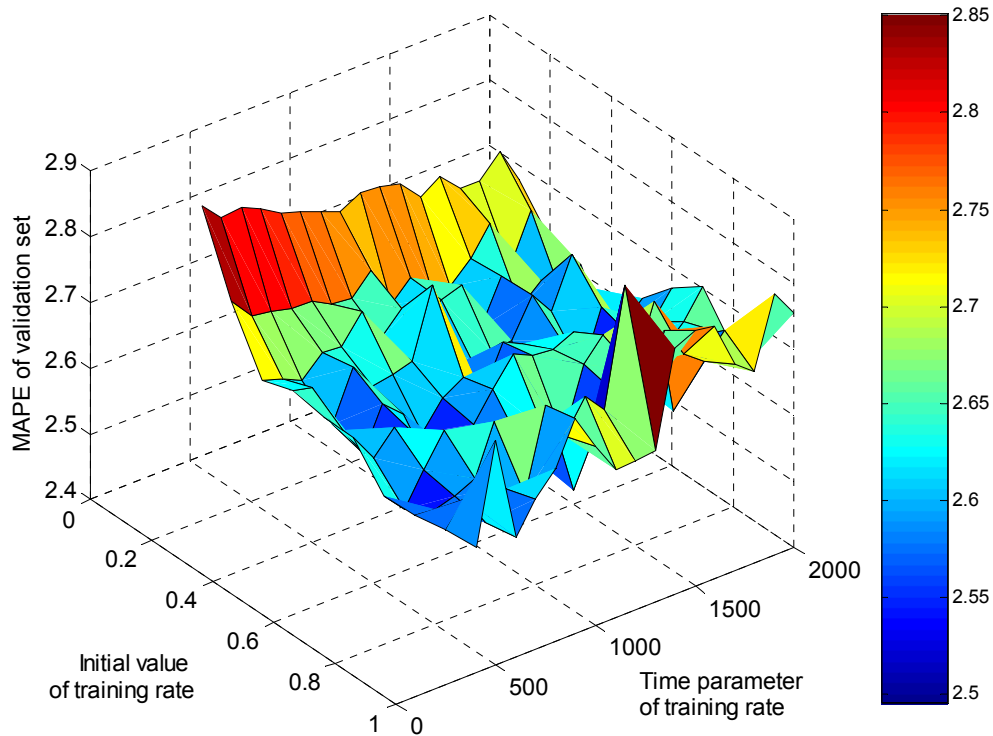


Σχήμα 2.9: Γραφική παράσταση MAPE σε συνάρτηση με το πλήθος των νευρώνων

Στο δεύτερο βήμα ρυθμίζεται η αρχική τιμή α_0 και της χρονικής παραμέτρου T_α του όρου ορμής $a(t)$, ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι παραμένουν σταθερές ($N_\eta=27$, $\eta_0=0,4$, $T_\eta=2000$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαπτομένη: $a_1=a_2=0,25$, $b_1=b_2=0,0$). Στο σχήμα 2.10 φαίνονται τα αποτελέσματα του δείκτη MAPE για το σύνολο αξιολόγησης, όπου δεν δίνονται ικανοποιητικές τιμές για $\alpha_0 > 0,8$. Η βέλτιστη τιμή δίνεται για τις τιμές: $\alpha_0 = 0,8$ και $T_\alpha = 800$.



Σχήμα 2.10: Τρι-διάστατη γραφική παράσταση MAPE σε συνάρτηση με την αρχική τιμή α_0 και τη χρονική παράμετρο T_α του όρου ορμής



Σχήμα 2.11: Τρι-διάστατη γραφική παράσταση MAPE σε συνάρτηση με την αρχική τιμή η_0 και τη χρονική παράμετρο T_η του ρυθμού μάθησης

Στο τρίτο βήμα ρυθμίζεται η αρχική τιμή η_0 και της χρονικής παραμέτρου T_η του ρυθμού εκπαίδευσης $\eta(t)$, ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι παραμένουν σταθερές ($N_\eta=27$, $\alpha_0=0,8$, $T_\alpha=800$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαπτομένη: $\alpha_1=\alpha_2=0,25$, $b_1=b_2=0,0$). Στο σχήμα 2.11 φαίνονται τα αποτελέσματα του δείκτη MAPE για το σύνολο αξιολόγησης, όπου δίνονται ικανοποιητικές τιμές για $\eta_0>0,3$ και $T_\eta<1900$. Η βέλτιστη τιμή δίνεται για τις τιμές: $\eta_0=0,6$ και $T_\eta=1700$. Ομοίως προσδιορίζεται το ΤΝΔ που δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα με τη χρήση μίας συνάρτησης ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης στα δύο επίπεδα με τις παραμέτρους $\alpha_1=\alpha_2=0,25$ και $b_1=b_2=0,0$. Τα αντίστοιχα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 2.22.

Πίνακας 2.22. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (Α) συνόλου εκπαίδευσης, (Β) συνόλου αξιολόγησης και (C) συνόλου ελέγχου για διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης για πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το έτος 2008 ($N_\eta=27$, $\alpha_0=0,8$, $T_\alpha=800$, $\eta_0=0,6$, $T_\eta=1700$, $\alpha_1=\alpha_2=0,25$, $b_1=b_2=0,0$).

	Συνάρτηση ενεργοποίησης κρυφού επιπέδου								
	Υπερβολική σιγμοειδής			Υπερβολική εφαπτομένη			Γραμμική		
Συνάρτηση ενεργοποίησης επιπέδου εξόδου	(A)	(B)	(C)	(A)	(B)	(C)	(A)	(B)	(C)
Υπερβολική σιγμοειδής	2,595	2,662	2,837	2,637	2,684	2,846	2,900	2,851	3,054
Υπερβολική εφαπτομένη	2,620	2,651	2,835	2,502	2,512	2,888	3,051	2,946	3,171
Γραμμική	2,640	2,592	2,892	2,722	2,661	2,804	4,151	3,743	4,233

Ακολούθως πραγματοποιείται η ρύθμιση των παραμέτρων των συναρτήσεων ενεργοποίησης που έχουν επιλεγεί διατηρώντας όλες τις υπόλοιπες σταθερές, δηλαδή $N_\eta=27$, $\alpha_0=0,8$, $T_\alpha=800$, $\eta_0=0,6$, $T_\eta=1700$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαπτομένη. Από την εκτέλεση αυτή προκύπτουν οι παράμετροι: $\alpha_1=0,4$, $\alpha_2=0,2$, $b_1=b_2=0,0$.

Στο τέλος πραγματοποιείται η τελική εκτέλεση του ΤΝΔ με τις ακόλουθες παραμέτρους $N_\eta=25\div 30$, $\alpha_0=0,6\div 0,8$, $T_\alpha=700\div 900$, $\eta_0=0,5\div 0,6$, $T_\eta=1600\div 1800$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαπτομένη και $\alpha_1=0,35\div 0,45$, $\alpha_2=0,15\div 0,25$. Από την εκτέλεση αυτή προκύπτει το τελευταίο μοντέλο, για το οποίο ισχύει ότι το MAPE για το σύνολο εκπαίδευσης είναι 2,61%, για το σύνολο αξιολόγησης 2,69% και για το σύνολο ελέγχου 3,03%.

Οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% είναι για το σύνολο του έτους 286. Οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 7, αφού μηνιαίως ο αριθμός τους ξεπέρασε τις 35, τους μήνες Ιούλιο (6 ώρες) και Αύγουστο (1 ώρα). Έτσι, με βάση τη νομοθεσία που αναφέρεται στην παράγραφο 2.2.8 το πρόστιμο που θα έπρεπε να πληρωθεί στο διαχειριστή του Συστήματος για ολόκληρο το έτος 2008 ανέρχεται στα 347.729,1€ (Ιούλιος 326.689,5€ και Αύγουστος 21.039,6€).

2.6.3 Εκτέλεση αλγορίθμου τεχνητού νευρωνικού δικτύου για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μίας ημέρας

Ακολουθώντας την προαναφερθείσα μεθοδολογία, πραγματοποιείται η πρόβλεψη φορτίου για το διασυνδεδεμένο σύστημα ηλεκτρικής ισχύος για την επόμενη ημέρα. Όπως και προηγουμένως τα σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης αποτελούνται από τις ομαλές ημέρες των ετών 2005-2007 κατά 90% και 10% αντίστοιχα, ενώ το σύνολο ελέγχου από τις ημέρες του έτους 2008. Το διάνυσμα εισόδου πάλι απαρτίζεται από 57 μεταβλητές εισόδου, ενώ το διάνυσμα εξόδου από τα 24 ωριαία φορτία.

Η ρύθμιση των παραμέτρων γίνεται όμοια με της παραγράφου 2.6.2, από την οποία τελικά προκύπτει ότι το πλήθος των νευρώνων είναι $N_{\eta}=22$, $\alpha_0=0,2$, $T_{\alpha}=1500$, $\eta_0=0,5$, $T_{\eta}=1500$, συναρτήσεις ενεργοποίησης στα δύο επίπεδα: υπερβολική εφαιπτομένη. Από την εκτέλεση αυτή προκύπτουν οι παράμετροι: $\alpha_1=\alpha_2=0,25$, $b_1=b_2=0,0$. Από το μοντέλο προκύπτουν οι ακόλουθες τιμές για το MAPE του συνόλου εκπαίδευσης είναι 1,59%, του συνόλου αξιολόγησης 1,74% και του συνόλου ελέγχου 2,09%.

Οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% είναι για το σύνολο του έτους 139, ενώ οι ώρες επιβολής προστίμου είναι μηδέν, αφού μηνιαίως ο αριθμός τους σε καμιά περίπτωση δεν ξεπέρασε τις 35, υπό την προϋπόθεση ότι η προσφορά τιμών θα γινόταν ένα εικοσιτετράωρο ωριότερα.

2.6.4 Σύγκριση μεταξύ των μοντέλων της Ασαφούς Λογικής και των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Συγκρίνοντας τα μοντέλα της Ασαφούς Λογικής και των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων προκύπτουν τα παρακάτω:

- Για την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας, το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης για το μοντέλο Ασαφούς Λογικής είναι 1,09%, ενώ το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι 1,74%. Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου είναι 2,28% και 2,09% αντίστοιχα, συμπεριλαμβάνοντας και στις δυο περιπτώσεις τις αργίες και τις ειδικές ημέρες.

- Για την πρόβλεψη της δεύτερης επόμενης ημέρας, το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης για το μοντέλο Ασαφούς Λογικής είναι 1,61%, ενώ το ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι 2,69%. Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο ετήσιο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου είναι 3,13% και 3,03% αντίστοιχα. Και σε αυτή την περίπτωση οι αργίες και οι ειδικές ημέρες συμπεριλαμβάνονται.

- Για το μοντέλο της Ασαφούς Λογικής σχετικά με την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% (λόγω συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μεγαλύτερου των 100 MW) είναι για το σύνολο του έτους 138 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 0, ενώ για την πρόβλεψη της δεύτερης επόμενης ημέρας είναι για το σύνολο του έτους 279 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 6. Έτσι, με βάση τη νομοθεσία που αναφέρεται στην παράγραφο 2.2.8 το πρόστιμο που θα έπρεπε να πληρωθεί στο διαχειριστή του Συστήματος για ολόκληρο το έτος

2008 ανέρχεται στα 201.866,5€. Για το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο αντίστοιχα, για την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% (λόγω συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μεγαλύτερου των 100 MW) είναι για το σύνολο του έτους 139 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 0, ενώ για την πρόβλεψη της δεύτερης επόμενης ημέρας είναι για το σύνολο του έτους 286 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 7 και το πρόστιμο που θα έπρεπε να πληρωθεί στο διαχειριστή του Συστήματος για ολόκληρο το έτος 2008 ανέρχεται στα 347.729,1€.

2.7 Συμπεράσματα

Η αξιόπιστη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας μεγάλης ισχύος είναι πολύ σημαντική, πράγμα το οποίο αναγνωρίζεται και από την υπάρχουσα νομοθεσία, η οποία επιβάλλει πρόστιμα για σημαντική απόκλιση των τιμών μεταξύ της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας η οποία καταμετρήθηκε στους Μετρητές τους οποίους εκπροσωπεί ο Εκπρόσωπος Φορτίου κατά την υπόψη Ημέρα Κατανομής και της ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας της Δήλωσης Φορτίου του ίδιου Εκπροσώπου Φορτίου αποδεχόμενη σφάλματα μέχρι τάξης του 10%. Στην παρούσα περίπτωση μελετήθηκε το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα, το οποίο έχει μέγιστη ισχύ ίση με 10.519 MW (23/07/2008 στις 15.00), ενώ η μέση ετήσια ισχύς ανέρχεται μόλις στο 6.172,06 MW, δηλαδή έχει ένα συντελεστή φορτίου ίσο με 59%. Τα δεδομένα ήταν τα ωριαία φορτία των ετών 2004-2008. Για το χρονικό αυτό διάστημα υπήρχαν θερμοκρασιακά δεδομένα το οποία όμως περιείχαν διάσπαρτα κενά, ενώ και ένα μεγάλο κενό από 1/7/2007 έως 6/12/2007 οδήγησε στην επιλογή να χρησιμοποιηθούν ως δεδομένα μόνο τα ωριαία φορτία. Η πρόβλεψη της επόμενης ημέρας στηρίζεται σε δεδομένα των τελευταίων 4 ετών και το αντίστοιχο συνολικό μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ανέρχεται για το μεν σύνολο αξιολόγησης σε 1,09%, για δε το σύνολο πρόβλεψης σε 2,28%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% είναι 138 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι μηδέν. Η πρόβλεψη της μεθεπόμενης ημέρας στηρίζεται σε δεδομένα 4 ετών επίσης, και το αντίστοιχο συνολικό μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ανέρχεται για το μεν σύνολο αξιολόγησης σε 1,61%, για δε το σύνολο πρόβλεψης σε 3,13%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 10% είναι 279 και οι ώρες επιβολής προστίμου είναι 6. Σε κάθε περίπτωση επιλέγεται η βέλτιστη μέθοδος με βάση τα αντίστοιχα αποτελέσματα του συνόλου αξιολόγησης.

2.8 Βιβλιογραφία

- [2.1] Σπ. Κιαρτζής: «Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου», Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998.
- [2.2] A.G.Bakirtzis, V.Petridis, S.J.Kiartzis, M.C.Alexiadis, A.H.Maassis: “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.
- [2.3] 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.
- [2.4] Γ. Ι. Τσεκούρας: “Συμβολή στη Βραχυπρόθεσμη και Μεσοπρόθεσμη Πρόβλεψη Ζήτησης Φορτίου και Ενέργειας Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας με Χρήση Μεθόδων Αναγνώρισης Προτύπων”, Διδακτορική Διατριβή, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, ΕΜΠ, Αθήνα, Σεπτέμβριος 2006.

- [2.5] G. J. Tsekouras, F.D. Kanellos, V.T. Kontargyri, C.D. Tsirekis, I.S. Karanasiou, Ch.N. Elias, A.D. Salis, N.E. Mastorakis: "A comparison of Artificial Neural Networks algorithms for short term load forecasting in Greek intercontinental power system", WSEAS International Conference on Circuits, Systems, Electronics, Control & Signal Processing, (CSECS '08), Puerto De La Cruz, Canary Islands, Spain, December 15-17, 2008.
- [2.6] G. J. Tsekouras, F.D. Kanellos, V.T. Kontargyri, C.D. Tsirekis, I.S. Karanasiou, Ch.N. Elias, A.D. Salis, P.A. Kontaxis, N.E. Mastorakis: "Short Term Load Forecasting in Greek Intercontinental Power System using ANNs: a Study for Input Variables", 10th WSEAS International Conference on Neural Networks, (NN '09), Prague, Czech Republic, March 23-25, 2009.
- [2.7] G. J. Tsekouras, N.E. Mastorakis, F.D. Kanellos, V.T. Kontargyri, C.D. Tsirekis, I.S. Karanasiou, Ch.N. Elias, A.D. Salis, P.A. Kontaxis, A.A. Gialketsi: "Short term load forecasting in Greek interconnected power system using ANN: Confidence Interval using a novel re-sampling technique with corrective Factor", WSEAS International Conference on Circuits, Systems, Electronics, Control & Signal Processing, (CSECS '10), Vouliagmeni, Athens, Greece, December 29-31, 2010.
- [2.8] G. J. Tsekouras, F.D. Kanellos, Ch.N. Elias, V.T. Kontargyri, C.D. Tsirekis, I.S. Karanasiou, A.D. Salis, P.A. Kontaxis, A.A. Gialketsi, N.E. Mastorakis: "Short term load forecasting in Greek interconnected power system using ANN: A study for output variables", 15th WSEAS International Conference on Systems (CSCC '11), Corfu, Greece, July 14-16, 2011.
- [2.9] 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.
- [2.10] 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.
- [2.11] 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.
- [2.12] G.Kariniotakis: "Short-term wind power forecasting for the management of Power Systems including WECS", Centre d'Energetique, Position paper on short-term wind forecasting, pages 13.
- [2.13] G.Kariniotakis, E.Nogaret: "Secure wind power penetration in isolated systems: Load & wind power forecasting using artificial intelligence methods", CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 22.
- [2.14] G.Kariniotakis, E.Nogaret, A.G.Dutton, J.A.Halliday, A.Androustos: "Evaluation of advanced wind power and load forecasting methods for optimal management of isolated power systems", CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.
- [2.15] G.Kariniotakis, M.Matos, V.Miranda: "Assessment of the benefits from advanced load & wind power forecasting in autonomous power systems", CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.
- [2.16] 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.
- [2.17] Κώδικας Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας, Άρθρο 21, παρ. 4-6, (ΦΕΚ Β'655/17.05.2005).
- [2.18] Τροποποίηση διατάξεων του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΦΕΚ Β'655/17.05.2005), Αθήνα, 29/7/2011.
- [2.19] ΑΠΟΦΑΣΗ ΠΑΕ ΥΠ'ΑΡΙΘΜ. 654/2011: "Καθορισμός μοναδιαίων χρεώσεων, συντελεστών προσαύξησης και λοιπών παραμέτρων για τον υπολογισμό των Χρεώσεων Μη Συμμόρφωσης λόγω Μη Νόμιμων Προσφορών και Δηλώσεων για το ημερολογιακό έτος 2011".

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο

ΔΙΑΣΤΗΜΑ ΕΜΠΙΣΤΟΣΥΝΗΣ

3.1 Η Σημασία του Διαστήματος Εμπιστοσύνης

Κατά την πραγματοποίηση μίας οποιασδήποτε πιθανοτικής διαδικασίας πρόβλεψης – εκτίμησης δεν αρκεί ο προσδιορισμός της εκτιμώμενης τιμής, καθώς αυτή η τιμή πρακτικά ποτέ δεν θα συμβεί. Αντίθετα πρέπει να δοθεί ένα εύρος τιμών μέσα στο οποίο θα βρίσκεται αυτή η τιμή με ένα βαθμό βεβαιότητας, δηλαδή με ένα ποσοστό πιθανότητας.

Συγκεκριμένα έστω το υπό εκτίμηση – εξαρτώμενο μέγεθος Y , το οποίο εξαρτάται από τα ανεξάρτητα μεγέθη X_1, X_2, \dots, X_k [3.1-3.2]. Τα αντίστοιχα ιστορικά δεδομένα σχηματίζουν n το πλήθος $(k+1)$ πλειάδων, οι οποίες αξιοποιούνται για τον προσδιορισμό της αντίστοιχης σχέσης μεταξύ του Y και των X_1, X_2, \dots, X_k , καθώς η δεσμευμένη μέση τιμή \hat{Y}_{mean} του Y δίνεται από τη σχέση:

$$\hat{Y}_{mean}(X_1, X_2, \dots, X_k) = g(X_1, X_2, \dots, X_k : \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) \quad (3.1)$$

Όπου $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ είναι οι άγνωστες παράμετροι προς προσδιορισμό. Ενδεικτικά παραδείγματα αναφέρονται τα εξής:

- ❖ η γενική γραμμική παλινδρόμηση

$$\hat{Y}_{mean}(X_1, X_2, \dots, X_k) = \theta_1 \cdot X_1 + \theta_2 \cdot X_2 + \dots + \theta_k \cdot X_k + \theta_{k+1} \quad (3.2)$$

- ❖ η γενική μη γραμμική παλινδρόμηση διαφόρων συναρτήσεων $f(x, \theta')$ όπως της μορφής $x^{\theta'}$, $1/x$, $\ln(\theta'_1 \cdot x + \theta'_2)$, $e^{\theta'_1 \cdot x + \theta'_2}$, $\cos(\theta'_1 \cdot x + \theta'_2)$, κτλ., όπου θ' είναι παράμετροι που εμπλέκονται εντός των συναρτήσεων:

$$\hat{Y}_{mean}(X_1, X_2, \dots, X_k) = \theta_1 \cdot f(X_1, \theta') + \theta_2 \cdot f(X_2, \theta'') + \dots + \theta_k \cdot f(X_k, \theta''') + \theta_m \quad (3.3)$$

Ενώ χωρίς βλάβη της γενικότητας θα μπορούσε η σχέση (3.3) να είναι πολλαπλασιαστικής μορφής και οι αντίστοιχες συναρτήσεις f να εμπλέκουν παραπάνω από ένα μέγεθος με βάση και τη φυσική έννοια του προβλήματος που μελετάται.

Με χρήση της θεωρίας των πιθανοτήτων [3.1] η σχέση (3.1), γνωστή και ως επιφάνεια παλινδρόμησης της Y επί των X_1, X_2, \dots, X_k , μπορεί να προσδιορισθεί, εφόσον είναι γνωστή η από κοινού κατανομή $f_{Y/X_1, X_2, \dots, X_k}(y/x_1, x_2, \dots, x_k)$ των X_1, X_2, \dots, X_k και της Y ως εξής:

$$g(X_1, X_2, \dots, X_k : \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) = \int_{-\infty}^{\infty} y \cdot f_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k}(y/x_1, x_2, \dots, x_k) \cdot dy \quad (3.4)$$

Όμως στην πράξη η από κοινού κατανομή $f_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k}(y/x_1, x_2, \dots, x_k)$ δεν είναι γνωστή. Γι' αυτό χρησιμοποιώντας ένα σύνολο n πλειάδων παρατηρήσεων και προεπιλέγοντας μία συνάρτηση των μορφών (3.2) και (3.3) πραγματοποιείται η εύρεση των παραμέτρων $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$, ώστε να ικανοποιείται μία κατάλληλη συνθήκη, όπως η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος $J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)$:

$$J(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) = \sum_{i=1}^n [Y_i - g(X_{1-i}, X_{2-i}, \dots, X_{k-i} : \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)]^2 \quad (3.5)$$

Οι τιμές των παραμέτρων $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ είναι οι εκτιμήσεις και συμβολίζονται με $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_m$. Με τη χρήση αυτών των τιμών πραγματοποιείται η αντίστοιχη πρόβλεψη. Η καταλληλότητα των εκτιμώμενων τιμών $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$, καθώς και του μοντέλου αξιολόγησης μπορεί να ελεγχθεί με κριτήρια, όπως είναι ο γενικευμένος συντελεστής συσχέτισης ή με μεθόδους ανάλυσης διασποράς ή με εξειδικευμένα κριτήρια που καθορίζονται από το ίδιο το πρόβλημα, όπως το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα στην πρόβλεψη φορτίου.

Ακολούθως είναι δυνατό με βάση την κατανομή των σφαλμάτων για τις δεδομένες n -πλειάδες τιμών να προσδιορισθεί η κατανομή της εκτιμώμενης τιμής. Ενδεικτικά στην περίπτωση μίας απλής γραμμικής παλινδρόμησης, ισχύει ότι:

$$Y_{mean} = \theta_1 \cdot X_1 + \theta_2 \quad (3.6)$$

Προσδιορίζονται μέσω της ελαχιστοποίησης της (3.5) οι εκτιμήτριες των παραμέτρων θ_1 και θ_2 . Ακολούθως αν τα σφάλματα των n δεδομένων ζευγών (X_1, Y) ακολουθούν την κανονική κατανομή μέσης μηδενικής τιμής και τυπικής απόκλισης σ , τότε η εκτιμώμενη μέση τιμή ακολουθεί την κατανομή Student για $n-2$ όρους (πολλαπλασιασμένη με κατάλληλους παράγοντες), όπως αναλύεται στο [3.1]. Στη συνέχεια είναι δυνατό να προσδιορισθούν τα όρια διακύμανσης της εκτιμώμενης τιμής με βάση την επιθυμητή τιμή βεβαιότητας. Ωστόσο η διαδικασία αυτή είναι αρκετά περίτεχνη, ακόμη και για την απλή γραμμική παλινδρόμηση, πόσο μάλλον για την περίπτωση επέκτασης αυτής της τεχνικής στην περίπτωση των τεχνικών νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής.

3.2 Το Διάστημα Εμπιστοσύνης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Η μελέτη και ο προσδιορισμός του διαστήματος εμπιστοσύνης έχει προηγηθεί στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και έχει εφαρμοστεί σε πλειάδα εφαρμογών από προβλέψεις φορτίου [3.3-3.6] ως εκτιμήσεις ειδικών αντιστάσεων γείωσης [3.7] και τάσεων διάσπασης μονωτήρων [3.8].

Οι πρωτοπόροι σ' αυτό το αντικείμενο είναι οι Silva και Moulin [3.3], οι οποίοι δεν υπολόγισαν άμεσα τα διαστήματα εμπιστοσύνης, αλλά έμμεσα. Άλλωστε αποτελεί ένα βασικό μειονέκτημα των ΤΝΔ έναντι των κλασικών μεθόδων. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος χρησιμοποίησαν τις ακόλουθες μεθοδολογίες:

α. *Εύρεση σφάλματος εξόδου:* Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει δύο εξόδους για κάθε μεταβλητή, 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 σφαλμάτων εκτίμησης για κάθε περίοδο πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, αν είναι επιθυμητή 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:

$$S_n(z) = \begin{cases} 0, & z < z_1 \\ r/n, & z_r \leq z < z_{r+1} \\ 1, & z_n \leq z \end{cases} \quad (3.7)$$

Όταν το πλήθος n είναι πολύ μεγάλο, η συνάρτηση της (3.7) 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:

$$B(m, n, p) = \frac{n!}{m!(n-m)!} p^m (1-p)^{n-m} \quad (3.8)$$

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 είσοδο λαμβάνονται οι εξοδοί 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:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 / (N - p_c) \quad (3.9)$$

όπου N τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης, p_c ο αριθμός των συντελεστών, t_i και o_i η επιθυμητή και η εκτιμώμενη τιμή του μεγέθους υπό μελέτη αντίστοιχα.

Ο επιδιωκόμενος βαθμός εμπιστοσύνης της χρονικής στιγμής τ ακολουθεί την κατανομή t -Student με $(N-p_c)$ βαθμούς ελευθερίας και δίνεται από τη σχέση:

$$(t_\tau - o_\tau) / \left(\sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \right) \text{ όπου } A = \sum_{i=1}^N \vec{x}_i \cdot \vec{x}_i^T \quad (3.10)$$

Το διάστημα εμπιστοσύνης της χρονικής στιγμής τ δίνεται από τη σχέση:

$$t_\tau - t_{N-p_c} (a/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \leq o_\tau \leq t_\tau + t_{N-p_c} (a/2) \cdot \sigma \cdot \sqrt{1 + \vec{x}_\tau^T \cdot A^{-1} \cdot \vec{x}_\tau} \quad (3.11)$$

όπου το a είναι τέτοιο, ώστε η πιθανότητα της κατανομής t -Student $(1-\alpha)$ να είναι ο βαθμός εμπιστοσύνης.

Για να συγκριθούν οι τρεις προαναφερθείσες μέθοδοι ορίζεται και το αντίστοιχο σχετικό διάστημα εμπιστοσύνης $RCI(\tau)$ της χρονικής στιγμής τ σύμφωνα με τη σχέση:

$$RCI(\tau) = \frac{|t_\tau - o_\tau|}{|CL(\tau) - o_\tau|} \quad (3.12)$$

όπου $CL(\tau)$ είναι το ελάχιστο όριο, αν $(t_\tau - o_\tau) < 0$, διαφορετικά, το μέγιστο όριο, αν $(t_\tau - o_\tau) > 0$. 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 [3.3] 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 προτείνεται η μεθοδολογία της δειγματοληψίας ως την καταλληλότερη για τον προσδιορισμό διαστήματος εμπιστοσύνης με υψηλό βαθμό πιθανότητας.

Ο Retiau [3.4] βασίζεται στη βασική μέθοδο επαναδειγματοληψίας των Silva-Moulin επεκτείνοντας τον υπολογισμό εμπειρικών ποσοτήτων του σχετικού σφάλματος πρόβλεψης πραγματοποιώντας μία κατηγοριοποίηση. Συγκεκριμένα πραγματοποιείται μία εκ των προτέρων κατηγοριοποίηση των ημερών σε πέντε κατηγορίες ημερών: (1) κανονικές ημέρες, (2) ημέρες χειμωνιάτικων διακοπών, (3) ημέρες που προηγούνται αργιών, (4) ημέρες αργιών και (5) ημέρες που έπονται αργιών. Από την εύρεση της κατανομής του σχετικού σφάλματος οι κανονικές ημέρες ακολουθούν την κανονική, ενώ οι υπόλοιπες όχι, αλλά η καθεμία έχει τη δική της εμπειρική κατανομή. Για την πραγματοποίηση της εύρεσης του διαστήματος εμπιστοσύνης χρησιμοποιούνται για τις μεν κανονικές ημέρες οι 20 ημέρες πριν και 20 ημέρες μετά από τη συγκεκριμένη ημερομηνία πρόβλεψης για το σύνολο των ιστορικών δεδομένων, για τα δε υπόλοιπα είδη ημερών χρησιμοποιείται το σύνολο των ιστορικών δεδομένων. Από το εκάστοτε σύνολο ιστορικών δεδομένων T προσδιορίζεται η αντίστοιχη κατανομή σχετικού σφάλματος και από εκεί προσδιορίζεται ανάλογα με το βαθμό εμπιστοσύνης α το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης. Στη συνέχεια συνέκρινε την προτεινόμενη μέθοδο με τη βασική μέθοδο χρησιμοποιώντας τα κριτήρια:

(α) της εμπειρικής κάλυψης $C_h(\alpha)$, όπου:

$$C_h(\alpha) = \frac{\sum_{d_0 \in T} I_{d_0}(\alpha)}{N} \quad (3.13)$$

Με $I_{d_0}(\alpha)$ να λαμβάνει την τιμή 1, αν το αντίστοιχο φορτίο βρίσκεται εντός του διαστήματος εμπιστοσύνης, και την τιμή 0, αν βρίσκεται εκτός του διαστήματος εμπιστοσύνης. Αυτό το κριτήριο πρέπει να τείνει στην τιμή $1-\alpha$.

(β) της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης δL_h :

$$\delta L_h = \text{mean} \frac{\text{εύρος διαστήματος εμπιστοσύνης}}{2 \cdot \text{φορτίο}} \cdot 100\% \quad (3.14)$$

Της οποίας η τιμή πρέπει να είναι όσο το δυνατό μικρότερη.

(γ) της καμπύλης ROC (Λειτουργική καμπύλη λήψης) της θεωρίας αναγνώρισης σημάτων, η οποία παρουσιάζει το χαρακτηριστικό ότι δίνει έμφαση στα σημεία υψηλού ρίσκου και η βέλτιστη τιμή του αντίστοιχου δείκτη είναι το 1.

Από τη σύγκριση των αποτελεσμάτων για το γαλλικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας η προτεινόμενη μεθοδολογία δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Ο Τσεκούρας και οι λοιποί [3.6] στηρίχθηκαν και αυτοί στην επαναδειγματοληψία των Silva-Moulin, η οποία υπολογίζει το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης με χρήση των στοιχείων του συνόλου εκπαίδευσης ή του συνόλου αξιολόγησης. Τα προσδιοριζόμενα όρια του διαστήματος

εμπιστοσύνης με βάση τα στοιχεία είτε του συνόλου εκπαίδευσης, είτε του συνόλου αξιολόγησης εφαρμόζονται και στην περίπτωση της πραγματικής πρόβλεψης δίνοντας ικανοποιητικά, αλλά ελαφρώς υποεκτιμημένα αποτελέσματα για το ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Οπότε προτάθηκε η εφαρμογή της τροποποιημένης μεθόδου επαναδειγματοληψίας μέσω κατάλληλου πολλαπλασιαστικού διορθωτικού συντελεστή. Συγκεκριμένα εξετάστηκαν τρεις υποψήφιοι δείκτες:

(α) η μέση τιμή μεταξύ των ωριαίων λόγων των ορίων του συνόλου ελέγχου (πραγματικού συνόλου στοιχείων πρόβλεψης) προς τα αντίστοιχα του συνόλου αξιολόγησης του προηγούμενου έτους,

$$f_{mean} = \frac{1}{24} \sum_{h=1}^{24} \frac{\text{limit error}_{test\ set}(h)}{\text{limit error}_{evaluation\ set}(h)} \quad (3.15)$$

(β) η μέγιστη τιμή μεταξύ των ωριαίων λόγων των ορίων του συνόλου ελέγχου προς τα αντίστοιχα του συνόλου αξιολόγησης του προηγούμενου έτους,

$$f_{max} = \max_{h=1, \dots, 24} \left\{ \frac{\text{limit error}_{test\ set}(h)}{\text{limit error}_{evaluation\ set}(h)} \right\} \quad (3.16)$$

(γ) η ανά ώρα τιμή μεταξύ του αντίστοιχου ωριαίου λόγου του εκάστοτε ορίου του συνόλου ελέγχου προς το αντίστοιχο του σύνολο αξιολόγησης (όπου υπάρχει ένας για κάθε ώρα).

$$f(h) = \frac{\text{limit error}_{test\ set}(h)}{\text{limit error}_{evaluation\ set}(h)} : h=1, \dots, 24 \quad (3.17)$$

Από την εφαρμογή των προτεινόμενων δεικτών για πραγματικά φορτία του διασυνδεδεμένου ελληνικού συστήματος κατά το έτος 2000 αποδεικνύεται η ανωτερότητα του τρίτου δείκτη και αναιρεί το μειονέκτημα της βασικής μεθόδου επαναδειγματοληψίας.

Τέλος αναφέρεται και η χονδροειδής στατιστική μέθοδος εύρεσης τυπικής απόκλισης [3.9] μέσω των αντίστοιχων σφαλμάτων e_t σύμφωνα με την οποία ισχύει ότι:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{t=1}^{N_{train}} e_t^2 / (N_{train} - 1)} \quad (3.18)$$

Όπου N_{train} είναι το πλήθος των στοιχείων του συνόλου εκπαίδευσης. Σ' αυτήν την περίπτωση υποτίθεται ότι η μεταβλητή σφάλματος ακολουθεί την κανονική κατανομή και το αντίστοιχο συμμετρικό διάστημα εμπιστοσύνης υπολογίζεται από το $[\bar{m} - b \cdot \sigma, \bar{m} + b \cdot \sigma]$, όπου \bar{m} είναι η μέση προβλεπόμενη μέση τιμή και b είναι η πολλαπλασιαστική παράμετρος που προσδιορίζεται με βάση τον επιθυμητό βαθμό εμπιστοσύνης, π.χ. για 99,7% πιθανότητα η παράμετρος b πρέπει να είναι ίση με 3,00.

3.3 Το Διάστημα Εμπιστοσύνης στα Μοντέλα Ασαφούς Λογικής

Από τις προαναφερθείσες μεθόδους των τεχνητών νευρωνικών δικτύων εύκολα μπορούν να εφαρμοστούν η στατιστική μέθοδος της τυπικής απόκλισης με την υπόθεση ότι το αντίστοιχο

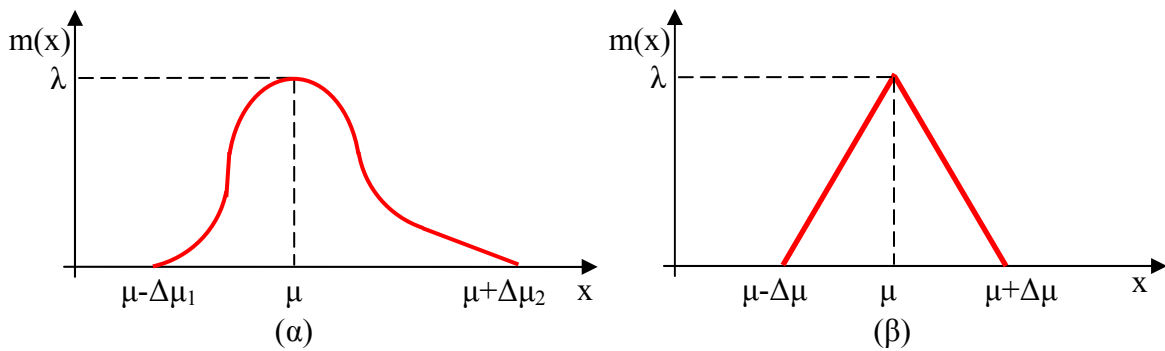
σφάλμα ακολουθεί την κανονική κατανομή, η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας, καθώς και οι παραλλαγές. Οι υπόλοιπες μέθοδοι, δηλαδή της εύρεσης σφάλματος εξόδου και της πολυγραμμικής παλινδρόμησης, είναι προσαρμοσμένες στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Ωστόσο το μοντέλο της ασαφούς λογικής προσφέρεται να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό της τυπικής απόκλισης με βάση τη συνάρτηση συμμετοχής.

Συγκεκριμένα, όπως φαίνεται στο σχήμα 3.1(α), για μία συγκεκριμένη τυχαία συνάρτηση συμμετοχής $f(x)$ μπορεί να υπολογιστεί η μέση τιμή και η διασπορά ως εξής:

$$\bar{m} = \frac{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} x \cdot f(x) dx}{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} f(x) dx} \quad (3.19)$$

$$\sigma^2 = \frac{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} (x-\mu)^2 \cdot f(x) dx}{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} f(x) dx} \quad (3.20)$$



Σχήμα 3.1: Δομή συνάρτησης συμμετοχής (α) γενικής ασύμμετρης μορφής, (β) συμμετρικής τριγωνικής μορφής

Στην ειδική περίπτωση μίας τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής, όπως αυτή που φαίνεται στο σχήμα 3.1(β), τα αντίστοιχα μεγέθη είναι ίσα με:

$$\bar{m} = \frac{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} x \cdot f(x) dx}{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} f(x) dx} = \frac{\lambda \cdot \mu \cdot \Delta\mu}{\lambda \cdot \Delta\mu} = \mu \quad (3.21)$$

$$\sigma^2 = \frac{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} (x-\mu)^2 \cdot f(x) dx}{\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} f(x) dx} = \frac{\lambda \cdot (\Delta\mu^3/6)}{\lambda \cdot \Delta\mu} = \frac{\Delta\mu^2}{6} \quad (3.22)$$

Όπου $f(x) = m(x)$ και τα αντίστοιχα ολοκληρώματα είναι ίσα με:

$$\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} f(x) dx = \frac{1}{2} \cdot \lambda \cdot 2 \cdot \Delta\mu = \lambda \cdot \Delta\mu$$

$$\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} x \cdot f(x) dx = \lambda \cdot \mu \cdot \Delta\mu$$

$$\int_{\mu-\Delta\mu}^{\mu+\Delta\mu} (x-\mu)^2 \cdot f(x) dx = \lambda \cdot (\Delta\mu)^3 / 6$$

Με τη βοήθεια των βασικών αρχών της μηχανικής στην περίπτωση που υπάρχουν περισσότερες από μια συναρτήσεις συμμετοχής η μέση τιμή $\bar{\mu}$ ισούται με την τετμημένη του κέντρου βάρους και η διασπορά σ_{total}^2 είναι ισοδύναμη με τη ροπή της αδράνειας σε σχέση με τον άξονα, ο οποίος τέμνει το κέντρο βάρους και είναι παράλληλος με το άξονα $m(x)$ των τεταγμένων. Δηλαδή ισχύει ότι:

$$\bar{\mu} = \frac{\int x f(x) dx}{\int f(x) dx} = \frac{\sum_j \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} x \cdot m_j(x) dx}{\sum_j \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} m_j(x) dx} \Rightarrow \bar{\mu} = \frac{\sum_j m_j(\mu_j) \cdot \mu_j}{\sum_j m_j(\mu_j)} \quad (3.23)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{total}^2 &= \frac{\int (x-\bar{\mu})^2 f(x) \cdot dx}{\int f(x) \cdot dx} \Rightarrow \sigma_{total}^2 = \frac{\sum_j \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} (x-\bar{\mu})^2 \cdot m_j(x) \cdot dx}{\sum_j \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} m_j(x) \cdot dx} \\ &\Rightarrow \sigma_{total}^2 = \frac{\sum_j m_j(\mu_j) \cdot \sigma_{\mu_j}^2 + \sum_j m_j(\mu_j) \cdot (\mu_j - \bar{\mu})^2}{\sum_j m_j(\mu_j)} \end{aligned} \quad (3.24)$$

Αυτό συμβαίνει, διότι το ακόλουθο ολοκλήρωμα υπολογίζεται ως εξής:

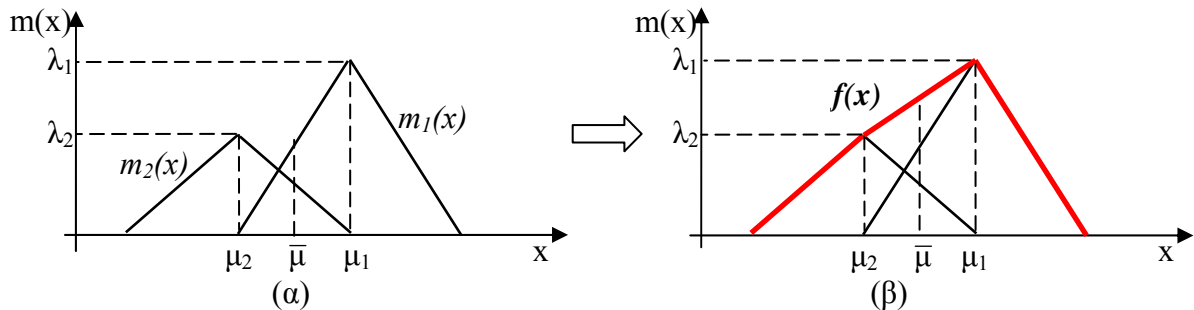
$$\begin{aligned} \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} (x-\bar{\mu})^2 \cdot m_j(x) \cdot dx &= \begin{cases} \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} (x-\mu_j)^2 \cdot m_j(x) \cdot dx + (\mu_j - \bar{\mu})^2 \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} m_j(x) \cdot dx \\ + 2(\mu_j - \bar{\mu}) \underbrace{\int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} (x-\mu_j) \cdot m_j(x) \cdot dx}_0 \end{cases} \\ &\Rightarrow \int_{\mu_j-\Delta\mu}^{\mu_j+\Delta\mu} (x-\bar{\mu})^2 \cdot m_j(x) \cdot dx = m_j(\mu_j) \cdot \sigma_{\mu_j}^2 + (\mu_j - \bar{\mu})^2 \cdot m_j(\mu_j) \end{aligned} \quad (3.25)$$

Οι σχέσεις (3.23) και (3.24) είναι οι γενικές σχέσεις της μέσης τιμής και της τυπικής απόκλισης. Στην ειδική περίπτωση δύο τριγωνικών συναρτήσεων $m_1(x)$ και $m_2(x)$, όπως φαίνεται στο σχήμα 3.2(α), τα αντίστοιχα μεγέθη είναι ίσα με:

$$\bar{\mu} = \frac{\mu_1 \cdot \lambda_1 + \mu_2 \cdot \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (3.26)$$

$$\sigma_{total}^2 = \frac{\lambda_1 \cdot \sigma_1^2 + \lambda_2 \cdot \sigma_2^2 + \lambda_1 \cdot (\mu_1 - \bar{\mu})^2 + \lambda_2 \cdot (\mu_2 - \bar{\mu})^2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (3.27)$$

Συγχρόνως μέσω της κατάλληλης ένωσης των αντίστοιχων συναρτήσεων προκύπτει η συνολική συνάρτηση $f(x)$, όπως αυτή φαίνεται στο σχήμα 3.2(β).



Σχήμα 3.2: Περίπτωση δύο συναρτήσεων συμμετοχής τριγωνικής μορφής

Αν σ' αυτό το σημείο θεωρηθεί ότι η προβλεπόμενη τιμή ακολουθεί μία κανονική κατανομή μέσης τιμής $\bar{\mu}$ και γνωστής τυπικής απόκλισης σ_{total} μέσω της σχέσης (3.27), τότε το διάστημα εμπιστοσύνης της προβλεπόμενης τιμής είναι ίση με:

$$\bar{\mu} - b \cdot \frac{\sigma_{total}}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{\mu} + b \cdot \frac{\sigma_{total}}{\sqrt{n}} \quad (3.28)$$

Όπου n το πλήθος των εκτιμήσεων που υπάρχουν για το υπό πρόβλεψη μέγεθος (εδώ είναι 1). Οπότε το μόνο πρόβλημα που τίθεται είναι να ελεγχθεί η μορφή της κανονικής κατανομής, που άμεσα εδώ δεν γίνεται λόγω των δεδομένων.

Αυτή η μέθοδος υπολογισμού της τυπικής απόκλισης εφαρμόζεται ουσιαστικά για τα κλασικά μοντέλα ασαφούς λογικής ή αλλιώς τύπου 1 αποτελώντας ουσιαστικά ένα μέτρο της αβεβαιότητας εξόδου. Βέβαια εναλλακτικά μπορεί να χρησιμοποιηθούν τα μοντέλα ασαφούς λογικής τύπου 2, τα οποία εκ κατασκευής εμπεριέχουν την αντίστοιχη αβεβαιότητα, αλλά το όλο μαθηματικό τους υπόβαθρο είναι αρκετά πιο περίπλοκο [3.10-3.12] και η παρούσα ανάπτυξη της μεθοδολογίας πρόβλεψης φορτίου βασίστηκε στα κλασικά μοντέλα.

Συγχρόνως σημειώνεται ότι η στατιστική μέθοδος εύρεσης τυπικής απόκλισης [3.9] εδώ βελτιώθηκε σημαντικά, καθώς, αν θεωρηθεί ότι το αντίστοιχο σφάλμα πρόβλεψης e_t που είναι η διαφορά πραγματικής πλην προβλεπόμενης τιμής ακολουθεί την κανονική κατανομή, όπου η μέση τιμή σφάλματος δίνεται από τη σχέση:

$$\bar{\mu}_e = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n e_t \quad (3.29)$$

Η αντίστοιχη τυπική απόκλιση είναι:

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{\mu}_e)^2} \quad (3.30)$$

Οπότε το διάστημα εμπιστοσύνης της προβλεπόμενης τιμής είναι ίση με:

$$\bar{\mu}_e - t \cdot \frac{\sigma_e}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{\mu}_e + t \cdot \frac{\sigma_e}{\sqrt{n}} \quad (3.31)$$

Όπου t δίνεται από την κατανομή Student για $n-1$ βαθμούς ελευθερίας ανάλογα με τον επιθυμητό βαθμό εμπιστοσύνης $1-\alpha$.

Κατά την εφαρμογή των σχέσεων (3.29) ως (3.31) πρέπει να επιβεβαιωθεί η κανονική κατανομή, το οποίο γίνεται είτε γραφικά μέσω ποιοτικού ελέγχου, είτε μέσω του υπολογισμού του συντελεστή κυρτότητας k που στην περίπτωση της κανονικής κατανομής πρέπει να είναι ίσος με 3:

$$k = \frac{n^2}{(n-1) \cdot (n-2) \cdot (n-3) \cdot \sigma_e^4} \cdot \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{\mu}_e)^4 \quad (3.32)$$

3.4 Προσδιορισμός Διαστήματος Εμπιστοσύνης στην Προτεινόμενη Μεθοδολογία Ασαφούς Λογικής

Για το βέλτιστο μοντέλο που έχει προκύψει από την προτεινόμενη μεθοδολογία ασαφούς λογικής για έτος πρόβλεψης το 2008 με 4 έτη χρόνια εκπαίδευσης χωρίς τη λήψη της θερμοκρασίας για τη μεθεπόμενη μέρα πραγματοποιείται ο προσδιορισμός του διαστήματος εμπιστοσύνης με τυπικό βαθμό εμπιστοσύνης 90% με τις τρεις μεθόδους της παραγράφου 3.3, δηλαδή την εύρεση της τυπικής απόκλισης και του διαστήματος εμπιστοσύνης μέσω (α) της στατιστικής ανάλυσης, (β) τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας και (γ) τη μέθοδο υπολογισμού της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής.

3.4.1 Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω στατιστικής ανάλυσης

Το πρόβλημα του διαστήματος εμπιστοσύνης μελετάται τόσο από πλευράς συνόλου αξιολόγησης, όσο και από πλευράς συνόλου ελέγχου (δηλαδή η πρόβλεψη του έτους 2008 για το σύνολο των ομαλών ημερών).

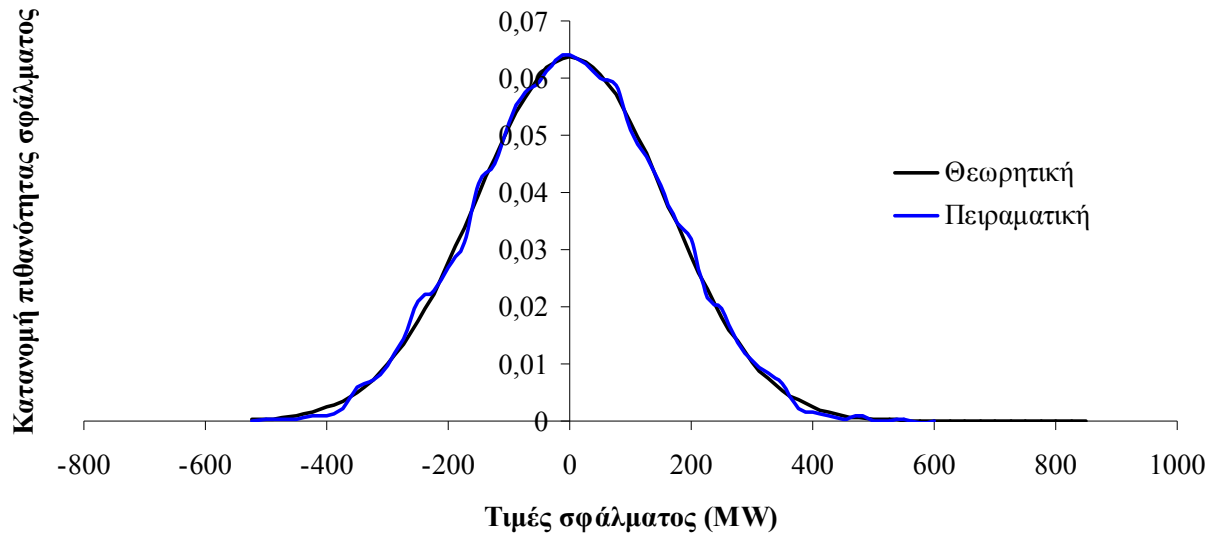
Αρχικά λαμβάνονται τα σφάλματα του συνόλου εκπαίδευσης (33.312 ώρες). Η συνάρτηση κατανομής πιθανότητας των σφαλμάτων πρόβλεψης και η αντίστοιχη αθροιστική συνάρτηση κατανομής δίνονται στα Σχήματα 3.3 και 3.4.

Οι αντίστοιχες τιμές των βασικών στατιστικών δεικτών είναι:

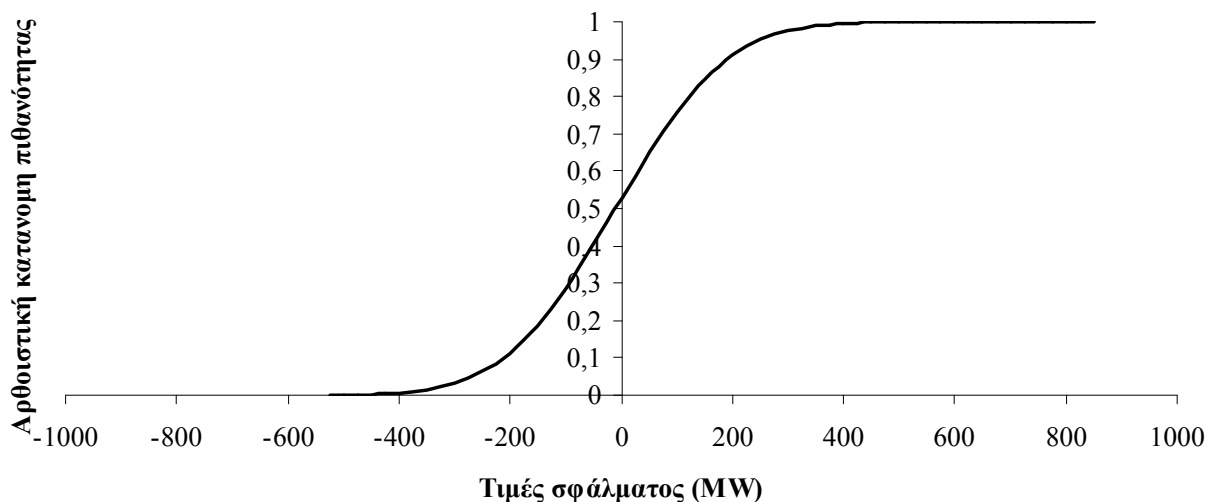
- Διάμεσος = 1,50 MW
- Μέση τιμή = 1,82 MW
- Τυπική απόκλιση = 156,72 MW
- Συντελεστής κύρτωσης = 3,48 (προσεγγίζει αλλά δεν είναι ακριβώς κανονική κατανομή)

Διευκρινίζεται ότι στη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας το αντίστοιχο διάγραμμα έχει χαραχθεί σε βήματα των 25 MW, οπότε οι αντίστοιχες τιμές στον κατακόρυφο άξονα είναι ενδεικτικές. Συγχρόνως έχει τοποθετηθεί και η θεωρητική καμπύλη της κατανομής Gauss με τις αντίστοιχες τιμές μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης στο Σχήμα 3.3. Στο Σχήμα 3.4 δεν τοποθετείται η αντίστοιχη καμπύλη, διότι πρακτικά είναι ταυτόσημες.

Από την αντίστοιχη σύγκριση των αποτελεσμάτων για το σύνολο αξιολόγησης προκύπτει μία ικανοποιητική προσέγγιση της κατανομής του σφάλματος.



Σχήμα 3.3: Συνάρτηση κατανομής πιθανότητας σφάλματος πρόβλεψης για το σύνολο αξιολόγησης (πειραματική και θεωρητική καμπύλη)

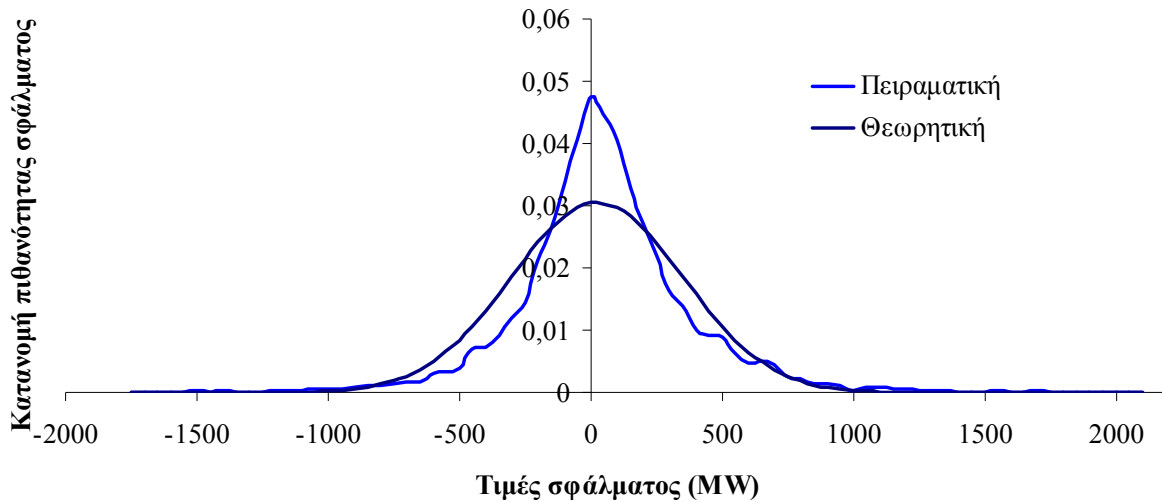


Σχήμα 3.4: Αθροιστική συνάρτηση κατανομής πιθανότητας σφάλματος πρόβλεψης για το σύνολο αξιολόγησης (πειραματική)

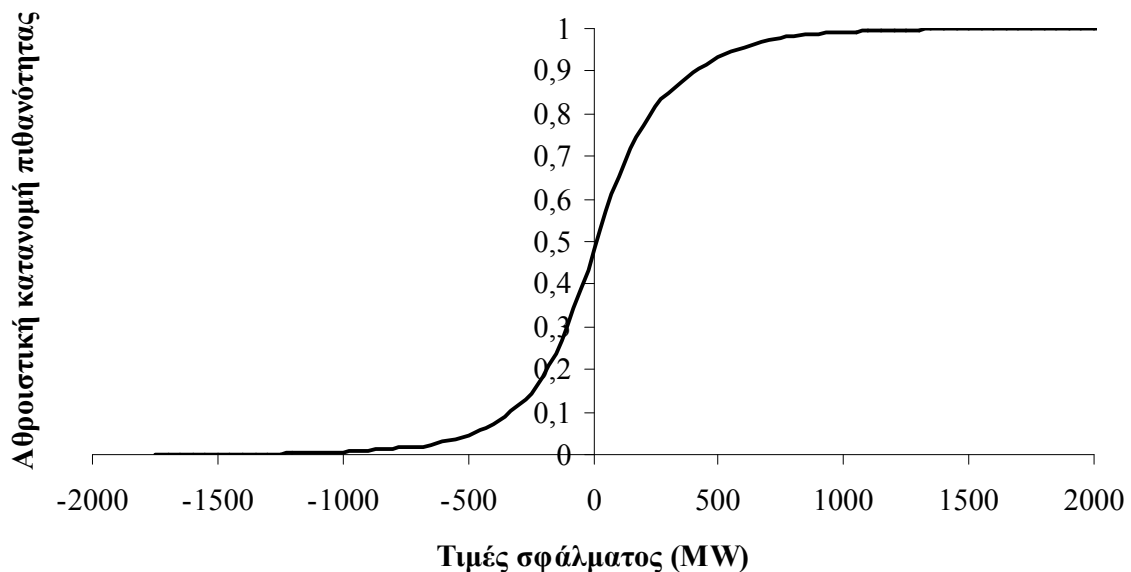
Αντίστοιχα, αν πραγματοποιηθεί η αντίστοιχη διαδικασία των σφαλμάτων του συνόλου ελέγχου, η συνάρτηση κατανομής των σφαλμάτων πρόβλεψης και η αντίστοιχη αθροιστική συνάρτηση κατανομής δίνονται στα Σχήματα 3.5 και 3.6, τα οποία έχουν χαρακτηί με βήματα των 25 MW. Οι αντίστοιχες τιμές των βασικών στατιστικών δεικτών είναι:

- Διάμεσος = 10,00 MW
- Μέση τιμή = 23,68 MW
- Τυπική απόκλιση = 326,84 MW
- Συντελεστής κύρτωσης = 6,41 (προσεγγίζει αλλά δεν είναι ακριβώς κανονική κατανομή)

Από τη σύγκριση της θεωρητικής καμπύλης της κατανομής Gauss με τις αντίστοιχες τιμές μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης με την αντίστοιχη πειραματική στο Σχήμα 3.5 προκύπτει ότι υπάρχει μία διαφοροποίηση, η οποία εκφράζεται και μέσω του συντελεστή κυρτότητας.



Σχήμα 3.5: Συνάρτηση κατανομής πιθανότητας σφάλματος πρόβλεψης για το σύνολο ελέγχου (πειραματική και θεωρητική καμπύλη)



Σχήμα 3.6: Αθροιστική συνάρτηση κατανομής πιθανότητας σφάλματος πρόβλεψης για το σύνολο ελέγχου (πειραματική καμπύλη)

Στο Σχήμα 3.6 δεν τοποθετείται η αντίστοιχη καμπύλη, διότι πρακτικά είναι ταυτόσημες.

Ωστόσο πάλι παρατηρείται ότι η πειραματική αθροιστική κατανομή προσεγγίζει ικανοποιητικά την αντίστοιχη καμπύλη Gauss, χωρίς να ταυτίζεται.

Το βασικό πρόβλημα βρίσκεται στο γεγονός ότι το μεν σύνολο αξιολόγησης έχει τιμές μεταξύ -500 MW ως 500 MW, ενώ στο σύνολο ελέγχου τετραπλασιάζεται το αντίστοιχο εύρος, δηλαδή από -1700 MW ως 2000 MW. Συγχρόνως η τυπική απόκλιση του συνόλου αξιολόγησης ανέρχεται στα 156,72 MW αντί των 326,84 MW του συνόλου ελέγχου, δηλαδή, αν

χρησιμοποιηθεί, όπως θα ήταν λογικό, η τυπική απόκλιση του συνόλου αξιολόγησης στη θέση της άγνωστης τυπικής απόκλισης του συνόλου ελέγχου (καθώς η τελευταία εκ των υστέρων θα είναι γνωστή), τότε θα υπάρξει μία υποβάθμιση του διαστήματος εμπιστοσύνης.

Σ' αυτήν την περίπτωση προσδιορίζονται οι δείκτες της εμπειρικής κάλυψης, της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης και του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης με βάση τις σχέσεις (3.13), (3.14) και (3.12), των οποίων τα αποτελέσματα υπό τη μορφή μέσων όρων συνοψίζονται στον Πίνακα 3.1. Από αυτό φαίνεται η ανωτερότητα των αποτελεσμάτων με χρήση της τυπικής απόκλισης του συνόλου ελέγχου, τα οποία όμως δεν είναι εκ των προτέρων διαθέσιμα. Ωστόσο και τα αντίστοιχα αποτελέσματα εκ του συνόλου αξιολόγησης είναι ικανοποιητικά.

Πίνακας 3.1: Αξιολόγηση διαστήματος εμπιστοσύνης συνόλου ελέγχου (πρόβλεψη 2008 για δύο ημέρες) με χρησιμοποίηση της μεθόδου της τυπικής απόκλισης εκ (α) συνόλου αξιολόγησης, (β) συνόλου ελέγχου

Κριτήριο αξιολόγησης διαστήματος εμπιστοσύνης	Τυπική απόκλιση από το σύνολο αξιολόγησης	Τυπική απόκλιση από το σύνολο ελέγχου
$C_h(90\%)$	74,28%	94,02%
δL_h	5,00%	10,04%
RCI	6,5788	4,0931

3.4.2 Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω της μεθόδου της επαναδειγματοληψίας

Με βάση τις παραστάσεις των Σχημάτων 3.3 και 3.5 το σφάλμα πρόβλεψης είναι της μορφής της κανονικής κατανομής Gauss. Αρχικά κατατάσσονται τα σφάλματα με αύξουσα σειρά. Λαμβάνοντας υπόψη τον επιθυμητό βαθμό εμπιστοσύνης του 90% στην περίπτωση των 33.312 ωρών του συνόλου αξιολόγησης απορρίπτονται τα άκρα του 5%, δηλαδή $33.312 \cdot 5\% = 1665,6 \approx 1666$ στοιχεία από τα άνω ακραία στοιχεία και 1666 στοιχεία από τα κάτω ακραία στοιχεία, όπως αυτά έχουν καταταχθεί. Οπότε το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης του σφάλματος του συνόλου αξιολόγησης είναι:

$$\text{Διάστημα}_{\text{αξιολόγησης}} = [-240,72, 239,66] \approx [-241, 240]$$

Αντίστοιχα στην περίπτωση του συνόλου ελέγχου των 8.328 ωρών πάλι με βαθμό εμπιστοσύνης 90% απορρίπτονται τα άκρα του 5%, δηλαδή $8.328 \cdot 5\% = 416,4 \approx 417$ στοιχεία από τα άνω ακραία στοιχεία και άλλα τόσα από τα κάτω ακραία στοιχεία. Οπότε το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης του σφάλματος του συνόλου ελέγχου είναι:

$$\text{Διάστημα}_{\text{ελέγχου}} = [-475,42, 574,68] \approx [-475, 575]$$

Από το τελευταίο είναι ολοφάνερο ότι το διάστημα εμπιστοσύνης του συνόλου ελέγχου είναι σαφώς υπερδιπλάσιο από πλευράς μήκους σε σχέση με το αντίστοιχο του συνόλου αξιολόγησης, καθώς και έντονα ασύμμετρο ως προς το μηδέν.

Στη συνέχεια για κάθε ώρα τοποθετείται το αντίστοιχο εύρος του διαστήματος εμπιστοσύνης και προσδιορίζονται οι αντίστοιχοι δείκτες της εμπειρικής κάλυψης, της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης και του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης με βάση τις σχέσεις

(3.13), (3.14) και (3.12), των οποίων τα αποτελέσματα υπό τη μορφή μέσων όρων συνοψίζονται στον Πίνακα 3.2.

Πίνακας 3.2: Αξιολόγηση διαστήματος εμπιστοσύνης συνόλου ελέγχου (πρόβλεψη 2008 για δύο ημέρες) με χρησιμοποίηση της μεθόδου της επαναδειγματοληψίας εκ (α) συνόλου αξιολόγησης, (β) συνόλου ελέγχου

Κριτήριο αξιολόγησης διαστήματος εμπιστοσύνης	Επαναδειγματοληψία με βάση το σύνολο αξιολόγησης	Επαναδειγματοληψία με βάση το σύνολο ελέγχου
$C_h(90\%)$	65,93%	89,97% \approx 90%
δL_h	3,91%	8,54%
RCI	5,893	4,700

Από αυτό πάλι φαίνεται η ανωτερότητα των αποτελεσμάτων με χρήση των στοιχείων του συνόλου ελέγχου, τα οποία όμως δεν είναι εκ των προτέρων διαθέσιμα. Όμως η απόδοση της μεθόδου αυτής με τα στοιχεία του συνόλου αξιολόγησης είναι ιδιαίτερα περιορισμένη λόγω του μικρού εύρους διαστήματος που έχει υπολογιστεί επιβεβαιώνοντας την αδυναμία που έχει επισημανθεί στα [3.4-3.6].

3.4.3 Διάστημα εμπιστοσύνης μέσω της μεθόδου εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής

Με τη μέθοδο εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής προσδιορίζεται το εύρος του διαστήματος εμπιστοσύνης μέσω των σχέσεων (3.27) (λόγω τριγωνικών συναρτήσεων) και (3.28), όπου για βαθμό εμπιστοσύνης 90% ο αντίστοιχος συντελεστής b λαμβάνει την τιμή 1,64485. Σ' αυτήν τη μέθοδο δεν υπάρχει άμεση εξάρτηση από το σύνολο αξιολόγησης ή το σύνολο ελέγχου, παρά μόνο από τις υπό διαμόρφωση τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής.

Για κάθε ώρα προσδιορίζεται το αντίστοιχο εύρος του διαστήματος εμπιστοσύνης, το οποίο διαφέρει από ώρα σε ώρα, καθώς διαφέρει το πλήθος και η δομή των αντίστοιχων συναρτήσεων συμμετοχής. Ακολούθως προσδιορίζονται οι αντίστοιχοι δείκτες της εμπειρικής κάλυψης, της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης και του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης με βάση τις σχέσεις (3.13), (3.14) και (3.12), των οποίων τα αποτελέσματα υπό τη μορφή μέσων όρων συνοψίζονται στον Πίνακα 3.3.

Πίνακας 3.3: Αξιολόγηση διαστήματος εμπιστοσύνης συνόλου ελέγχου (πρόβλεψη 2008 για δύο ημέρες) με χρησιμοποίηση της μεθόδου εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής

Κριτήριο αξιολόγησης διαστήματος εμπιστοσύνης	Μέθοδος εύρεσης τυπικής απόκλισης μέσω συναρτήσεων συμμετοχής
$C_h(90\%)$	91,95%
δL_h	13,72%
RCI	4,259

Τα αντίστοιχα αποτελέσματα κρίνονται ικανοποιητικά, καθώς επιτυγχάνεται ελαφρώς μεγαλύτερος βαθμός εμπιστοσύνης από τον επιδιωκόμενο, ενώ συγχρόνως η μέθοδος στηρίζεται στα ήδη υπάρχοντα αποτελέσματα.

3.4.4 Σύγκριση Μεθόδων Εύρεσης Διαστημάτων Εμπιστοσύνης

Για να πραγματοποιηθεί η ορθή σύγκριση μεταξύ των υπολογιζόμενων διαστημάτων εμπιστοσύνης, πρέπει να ληφθούν μόνο εκείνα για τα οποία υπάρχουν στοιχεία εκ των προτέρων. Δηλαδή για τις μεθόδους της στατιστικής ανάλυσης και της επαναδειγματοληψίας πρέπει να χρησιμοποιηθούν μόνο τα αντίστοιχα αποτελέσματα για το σύνολο αξιολόγησης. Οπότε η σύνοψη των σχετικών αποτελεσμάτων καταγράφονται στον πίνακα 3.4.

Πίνακας 3.4: Αξιολόγηση διαστήματος εμπιστοσύνης συνόλου ελέγχου (πρόβλεψη 2008 για δύο ημέρες) με βαθμό εμπιστοσύνης 90% με χρησιμοποίηση της μεθόδου (α) της στατιστικής ανάλυσης με στοιχεία εκ του συνόλου αξιολόγησης, (β) της επαναδειγματοληψίας με στοιχεία εκ του συνόλου αξιολόγησης, (γ) εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής.

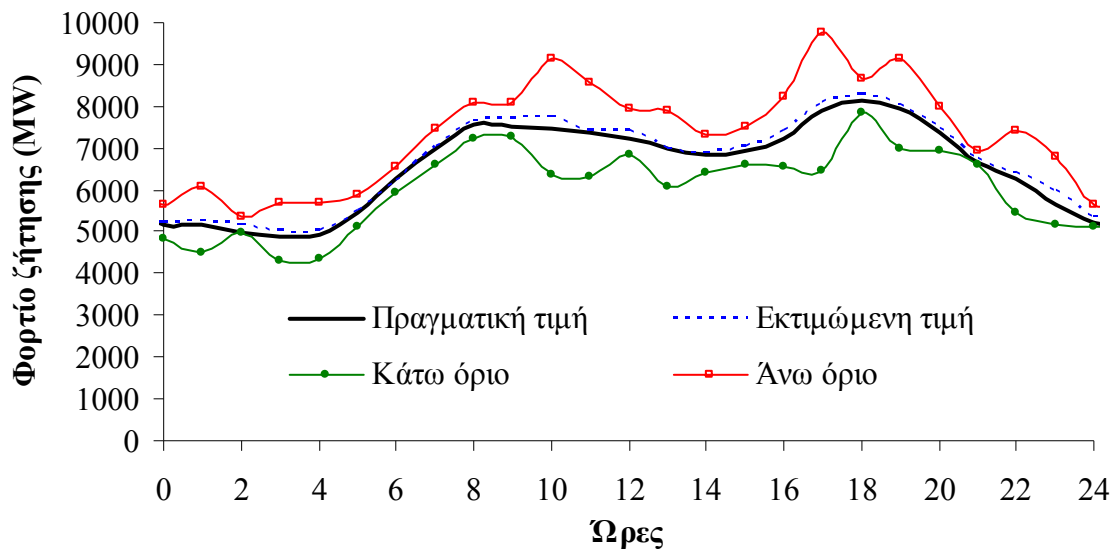
Κριτήριο αξιολόγησης διαστήματος εμπιστοσύνης	Τυπική απόκλιση από το σύνολο αξιολόγησης	Επαναδειγματοληψία με βάση το σύνολο αξιολόγησης	Μέθοδος εύρεσης τυπικής απόκλισης μέσω συναρτήσεων συμμετοχής
$C_h(90\%)$	74,28%	65,93%	91,95%
δL_h	5,00%	3,91%	13,72%
RCI	6,5788	5,893	4,259

Με βάση το κριτήριο της εμπειρικής κάλυψης $C_h(90\%)$ προκύπτει ότι η μέθοδος εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής είναι πρακτικά ταυτόσημη με τον επιθυμητό βαθμό εμπιστοσύνης. Με βάση το κριτήριο της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης τη μικρότερη τιμή έχει η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας, η οποία καλύπτει μόλις το 66% αντί του 90% του επιθυμητού βαθμού εμπιστοσύνης. Με βάση το κριτήριο του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης RCI τη μικρότερη τιμή επιτυγχάνει πάλι η μέθοδος εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής. Εξαιτίας τούτων είναι σαφής η ανωτερότητα της τελευταίας μεθόδου, η οποία εξαρτάται βασικά από τη μορφή και τα χαρακτηριστικά της συνάρτησης συμμετοχής.

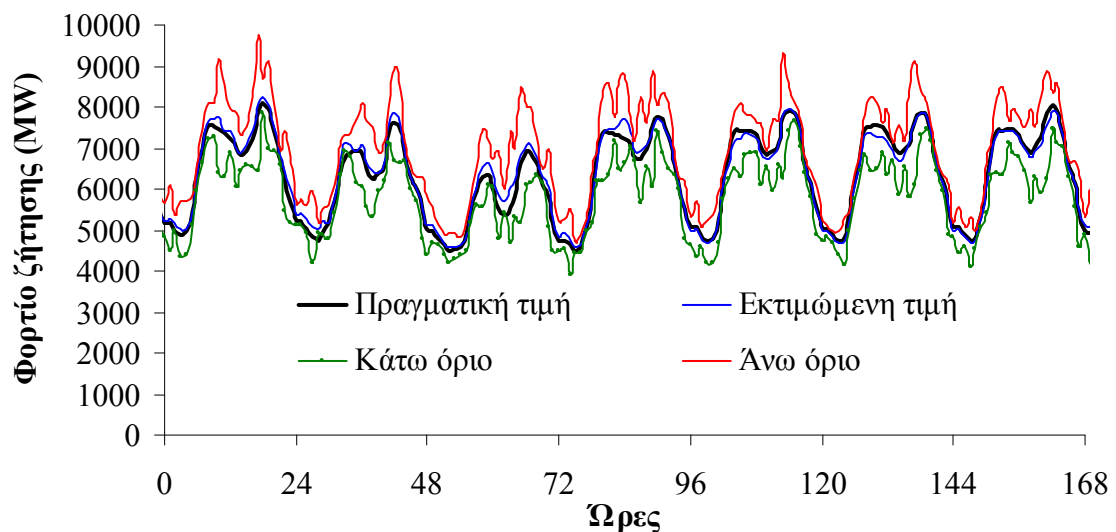
Ενδεικτικά στο Σχήμα 3.7 παρουσιάζεται το ενδεικτικό διάγραμμα εικοσιτετράωρης πρόβλεψης για την Παρασκευή 1 Φεβρουαρίου 2008 μαζί με τα όρια του διαστήματος εμπιστοσύνης που έχει υπολογιστεί με τη μέθοδο εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής. Στην παρούσα περίπτωση το προβλεπόμενο και το πραγματικό φορτίο βρίσκονται εντός των ορίων, ενώ συγχρόνως παρατηρείται ότι τα όρια του διαστήματος εμπιστοσύνης είναι κυμαινόμενα.

Αντίστοιχα στο Σχήμα 3.8 παρουσιάζεται το ενδεικτικό διάγραμμα των 168 ωρών πρόβλεψης από την Παρασκευή 1 Φεβρουαρίου ως την Πέμπτη 7 Φεβρουαρίου 2008 μαζί με τα όρια του διαστήματος εμπιστοσύνης που έχει υπολογιστεί με τη μέθοδο εύρεσης της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής. Δεν γίνεται να παρουσιαστεί μεγαλύτερο χρονικό διάστημα λόγω ευκρίνειας. Ωστόσο αυτό που χρειάζεται να δίνεται τελικά δεν είναι απλώς η

προβλεπόμενη τιμή φορτίου, αλλά τα όρια του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης, ώστε να είναι δυνατό κάποιος να αξιολογήσει πιθανοτικά το κόστος της αναμενόμενης υπέρβασης ζήτησης φορτίου και να προσδιορίσει ποιά είναι τα άνω και κάτω όρια φορτίου που τον συμφέρει να θεωρήσει.



Σχήμα 3.7: Εικοσιτετράωρη καμπύλη πρόβλεψης φορτίου δύο ημερών μπροστά μέσω ασαφούς λογικής και εύρεση διαστήματος εμπιστοσύνης με βαθμό εμπιστοσύνης 90% μέσω της μεθόδου εύρεσης τυπικής απόκλισης μέσω συναρτήσεων συμμετοχής (για Παρασκευή 1-2-2008).



Σχήμα 3.8: Εβδομαδιαία καμπύλη πρόβλεψης φορτίου δύο ημερών μπροστά μέσω ασαφούς λογικής και εύρεση διαστήματος εμπιστοσύνης με βαθμό εμπιστοσύνης 90% μέσω της μεθόδου εύρεσης τυπικής απόκλισης μέσω συναρτήσεων συμμετοχής (από Παρασκευή 1-2-2008 ως Πέμπτη 7-2-2008).

3.5 Συμπεράσματα

Με βάση τα αποτελέσματα της παραγράφου 3.4 προτείνεται η χρήση της μεθόδου εύρεσης της τυπικής απόκλισης και του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής, καθώς για συγκεκριμένο βαθμό εμπιστοσύνης δίνει τα ασφαλέστερα αποτελέσματα σε σχέση με τις άλλες τεχνικές, παρά το μειονέκτημα της υπόθεσης της ότι το αντίστοιχο σφάλμα ακολουθεί την κανονική κατανομή (το οποίο πειραματικά καλύπτεται ικανοποιητικά).

3.6 Βιβλιογραφία

- [3.1] Γ. Κοκολάκης, Ι. Αηλιώτης: «Εισαγωγή στη θεωρία των πιθανοτήτων και στη στατιστική», Εκδόσεις Συμεών, 2η έκδοση, 1991.
- [3.2] Β. Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994.
- [3.3] 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.
- [3.4] B. Petiau. Confidence interval estimation for short-term load forecasting. 2009 IEEE Bucharest Power Tech Conference, June 28- July 2, Bucharest, Romania.
- [3.5] N.E. Mastorakis, G. J. Tsekouras: “Short Term Load Forecasting in Greek Intercontinental Power System using ANN: The Confidence Interval”, *Advanced Aspects of Theoretical Electrical Engineering Sozopol '2010*, 19.09.10 – 22.09.10, Sozopol, Bulgaria.
- [3.6] G. J. Tsekouras, F.D. Kanellos, Ch.N. Elias, V.T. Kontargyri, C.D. Tsirekis, I.S. Karanasiou, A.D. Salis, P.A. Kontaxis, A.A. Gialketsi, N.E. Mastorakis: “Short term load forecasting in Greek interconnected power system using ANN: A study for output variables”, *15th WSEAS International Conference on Systems (CSCC '11)*, Corfu, Greece, July 14-16, 2011.
- [3.7] F.E. Asimakopoulou, G. J. Tsekouras, I.F. Gonos, A.X. Moronis, I. A. Stathopoulos: “An Artificial Neural Network for estimating the ground resistance”, *GROUND 2010 & 4th LPE, International Conference on Grounding and Earthing & 4th International Conference on Lightning Physics and Effects*, Florianopolis – Brazil, November 16-20, 2010.
- [3.8] G.H. Asimakopoulou, V.T. Kontargyri, G. J. Tsekouras, F.H. Asimakopoulou, I.F. Gonos, I.A. Stathopoulos: “ANN Optimization Methodology for the Estimation of the Flashover Voltage on Insulators”, *IET Science, Measurement & Technology*, Vol. 3, No. 1, January 2009, pp. 90-104.
- [3.9] G. J. Tsekouras, N.D. Hatziargyriou, E. N. Dialynas: “An Optimized Adaptive Neural Network for Annual Midterm Energy Forecasting”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 21, No. 1, February 2006, pp. 385-391.
- [3.10] N.N. Karnik, J.M. Mendel, Q. Liang: “Type-2 fuzzy logic systems,” *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, vol. 7, no. 6, pp. 643-658, December 1999.
- [3.11] J.R. Aguero, A. Vargas: “Inference of operative configuration of distribution networks using fuzzy logic techniques-Part I: Real-time model,” *IEEE Trans. on Power Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 1551-1661, August 2005.
- [3.12] Jerry M. Mendel: “Type-2 fuzzy Sets and Systems: An Overview”, *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol.2, no.1, pp. 20-29, February 2007 (reprint).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4^ο

ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΗ ΔΙΑΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

4.1 Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου σε Μη Διασυνδεδεμένα Συστήματα

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου σε απομονωμένα συστήματα αφορά συνήθως τον προσδιορισμό της ζήτησης ισχύος για τις επόμενες 24 ως 48 ώρες ανά μία ώρα ή πιο σπάνια ανά μισάωρο. Είναι συστήματα που το φορτίο τους κυμαίνεται από λίγες δεκάδες kW, όπως είναι ο Άι-Στράτης ως μερικές εκατοντάδες MW, όπως είναι η Κρήτη. 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. Για τα καιρικά φαινόμενα αρκούν συνήθως τα στοιχεία από ένα μετεωρολογικό σταθμό μόνο, αν και στις περισσότερες περιπτώσεις δεν είναι διαθέσιμα.

Η προϋπάρχουσα εργασία σε απομονωμένα συστήματα είναι σχετικά περιορισμένη, ειδικά για τον ελληνικό χώρο που λόγω της ιδιομορφίας του (πολλών μη διασυνδεδεμένων νησιών) παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Κατά την τελευταία δεκαετία υπήρξε η αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος κυρίως για το δίκτυο της Κρήτης που η ισχύς φορτίου ανέρχεται σε λίγες εκατοντάδες MW. Το πρόβλημα αντιμετωπίστηκε από τον Κιαρτζή [4.1-4.2] μέσω ενός κλασικού τεχνητού νευρωνικού δικτύου όπου πραγματοποιείται η πρόβλεψη για το επόμενο εικοσιτετράωρο λαμβάνοντας υπόψη τα φορτία των δύο τελευταίων εικοσιτετραώρων, της μέγιστης και της ελάχιστης ημερήσιας θερμοκρασίας για την προηγούμενη και την υπό πρόβλεψη ημέρα, του τετραγώνου της απόκλισης της μέγιστης ημερήσιας θερμοκρασίας από την περιοχή θερμοκρασιών άνετης διαβίωσης για την προηγούμενη και την υπό πρόβλεψη ημέρα, της μεταβολής της μέγιστης ημερήσιας θερμοκρασίας για την υπό πρόβλεψη ημέρα, την ημέρα της εβδομάδας μέσω δυαδικού επταψήφιου αριθμού και την ημέρα του χρόνου μέσω των συναρτήσεων $\cos(2\pi d/365)$ και $\sin(2\pi d/365)$, όπου d η τρέχουσα ημέρα. Η ακρίβεια που επιτυγχάνεται είναι της τάξης του 1,86%. Αντίστοιχα έχουν ασχοληθεί ο Καρινιωτάκης κα., όπου με μεθόδους εξομάλυνσης κινητού μέσου όρου [4.3-4.4] και με νευροασαφούς λογικής [4.5] επιλύουν το αντίστοιχο πρόβλημα επιτυγχάνοντας όμως ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα από τον Κιαρτζή.

Στην παρούσα περίπτωση θα πραγματοποιηθεί η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για την επόμενη και τη μεθεπόμενη ημέρα με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής για ένα μικρό απομονωμένο σύστημα, όπου του Άι-Στράτη, που το φορτίο του ανέρχεται σε μερικές εκατοντάδες kW. Το πρόβλημα είναι αρκετά πιο δύσκολο, καθώς υπάρχει περιορισμός δεδομένων ως προς τα φορτία, καθώς πλήρη έλλειψη σε μετεωρολογικά στοιχεία.

4.2 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος ασαφούς λογικής είναι αντίστοιχος ως προς τη δομή του Σχήματος 2.1, ελαφρώς τροποποιημένος λόγω των ελλείψεων σε δεδομένα στην περίπτωση του απομονωμένου συστήματος. Ειδικότερα τα κεντρικά βήματα της μεθόδου είναι τα εξής:

♦ Ανάγνωση και διαμόρφωση δεδομένων συνόλων εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου. Σημειώνεται ότι τα διαθέσιμα ιστορικά δεδομένα είναι μόλις κάποιων μηνών (με μέρος να έχουν προέλθει από αντιστοίχιση – εκτίμηση μέσω του συστήματος της Λήμνου), οπότε η πρόβλεψη στηρίζεται σε στοιχεία των προηγούμενων εβδομάδων. Μετεωρολογικά δεδομένα δεν υπάρχουν. Οπότε το αντίστοιχο διάνυσμα διαμορφώνεται ως εξής:

$$\bar{x}(d,h) = \begin{cases} [L_{mean}(d-1) \quad L(d-2,24) \quad L(d-1,1) \quad L(d-1,2)], & h=1 \\ [L_{mean}(d-1) \quad L(d-1,h-1) \quad L(d-1,h) \quad L(d-1,h+1)], & h=2,\dots,23 \\ [L_{mean}(d-1) \quad L(d-1,23) \quad L(d-1,24) \quad L(d,1)], & h=24 \end{cases} \quad (4.1)$$

Όπου $L_{mean}(d)$ είναι το μέσο φορτίο ολόκληρης της τρέχουσας ημέρας d που είναι ίσο με:

$$L_{mean}(d) = \frac{1}{24} \cdot \sum_{h=1}^{24} L(d,h) \quad (4.2)$$

Όπου $L(d,h)$ είναι το ωριαίο φορτίο της ώρας h της ημέρας d , ενώ $T(d,h)$ είναι η ωριαία θερμοκρασία της ώρας h της ημέρας d (ειδικά στην περίπτωση τρίωρων θερμοκρασιών λαμβάνονται οι αντίστοιχες θερμοκρασίες κοινές ανά τρίωρο ή η μέγιστη θερμοκρασία όλης της ημέρας κοινή για όλες τις ώρες). Αντίστοιχα για το βασικό σενάριο για την ώρα h της πρόβλεψης της μεθεπόμενης ημέρας d διαμορφώνεται το αντίστοιχο διάνυσμα:

$$\bar{x}(d,h) = \begin{cases} [L_{mean}(d-2) \quad L(d-3,24) \quad L(d-2,1) \quad L(d-2,2)], & h=1 \\ [L_{mean}(d-2) \quad L(d-2,h-1) \quad L(d-2,h) \quad L(d-2,h+1)], & h=2,\dots,23 \\ [L_{mean}(d-2) \quad L(d-2,23) \quad L(d-2,24) \quad L(d-1,1)], & h=24 \end{cases} \quad (4.3)$$

Η ώρα $L(d-1,1)$ είναι διαθέσιμη κατά την πρόβλεψη του μεθεπόμενου εικοσιτετραώρου, καθώς η αντίστοιχη προσφορά γίνεται στις 10.00 π.μ. της προηγούμενης ημέρας.

Για κάθε υπό πρόβλεψη ημέρα μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι ημέρες όμοιου τύπου των προηγούμενων 2 ως 12 εβδομάδων (το πλήθος τους είναι θέμα προς διερεύνηση). Το σύνολο ιστορικών δεδομένων απαρτίζεται αντίστοιχα μόλις από 2 ως 12 διανύσματα. Οπότε ο διαχωρισμός τους σε σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης πρακτικά δεν δίνει ασφαλή αποτελέσματα, γι' αυτό αυτά τα σύνολα σ' αυτήν την περίπτωση ταυτίζονται. Για τον

υπολογισμό του σφάλματος γενίκευσης του ασαφούς μοντέλου χρησιμοποιείται το σύνολο έλεγχου, δηλαδή των τελικών ημερών πρόβλεψης.

- ◆ Προεπεξεργασία δεδομένων που περιλαμβάνει τη διόρθωση – απομάκρυνση σφαλμάτων. Στην παρούσα περίπτωση τα αντίστοιχα δεδομένα έχουν προέλθει ήδη προεπεξεργασμένα.

- ◆ Αρχικοποίηση συνδυασμών ως προς τη μέθοδο εκπαίδευσης, το πλήθος και τη δομή των τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής για την πραγματοποίηση της διαδικασίας της βελτιστοποίησης, όπως περιγράφεται στη §2.2.5. Σημειώνεται ότι, αν θεωρηθεί ότι η κάθε μεταβλητή έχει τη δυνατότητα να έχει 4 διαφορετικά πλήθη τριγώνων (3 ή 5 ή 7 ή 9) και 21 διαφορετικά εύρη τριγώνων (δηλαδή μεταβλητό εύρος τριγώνου από -20% ως 20% με 2%), τότε κάθε μεταβλητή παρουσιάζει ένα πλήθος 84 διαφορετικών συνδυασμών. Στην περίπτωση που το διάλυμα έχει τέσσερις εισόδους και μία έξοδο, οι συνολικοί αντίστοιχοι συνδυασμοί ανέρχονται σε $84^5=4.182.119.424$, δηλαδή περίπου 4,2 δισεκατομμύρια, που πρακτικά δεν μπορούν να εξεταστούν και γι' αυτό υπάρχει η ανάγκη και εδώ να πραγματοποιηθεί σταδιακή βελτιστοποίηση των παραμέτρων, όπως περιγράφεται στη §2.2.6.

- ◆ Ανάπτυξη του μοντέλου ασαφούς λογικής με βάση τα στοιχεία του συνόλου εκπαίδευσης και με βάση το τετράπτυχο ασαφοποίησης – βάσης κανόνων – μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος – αποασαφοποίησης για συγκεκριμένα στοιχεία των συναρτήσεων συμμετοχής, όπως περιγράφεται στη §2.2.4 και στο Παράρτημα Ι.

- ◆ Αξιολόγηση των μοντέλων ασαφούς λογικής με βάση τα στοιχεία του συνόλου αξιολόγησης, με βάση την ήδη διαμορφωμένη βάση κανόνων και με χρήση των αντίστοιχων βημάτων της ασαφοποίησης – του μηχανισμού εξαγωγής συμπεράσματος – της αποασαφοποίησης. Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης, όπως περιγράφεται στη §2.2.7.

- ◆ Πραγματοποίηση της πρόβλεψης για το σύνολο ελέγχου με βάση την τελική επιλογή μοντέλου. Προσδιορισμός λοιπών στοιχείων, όπως σφαλμάτων, διαστημάτων εμπιστοσύνης, κόστους εσφαλμένης πρόβλεψης κτλ. Σημειώνεται ότι στην παρούσα περίπτωση λόγω συστήματος ηλεκτρικής ισχύος τάξης μεγέθους μικρότερης του 1 MW, το αντίστοιχο όριο επιβολής προστίμου για το μέσο εκατοστιαίο απόλυτο σφάλμα ανέρχεται στο 200% σύμφωνα με την απόφαση της ΡΑΕ 654/2011 και την τροποποίηση διατάξεων του Κώδικα Διαχείρισης του Συστήματος και Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΦΕΚ Β'655/17.05.2005).

4.3 Υλοποίηση και Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Μίας Ημέρας με Χρήση της Ασαφούς Λογικής

4.3.1 Γενικά

Αφού υλοποιήθηκε το μοντέλο, το οποίο αναφέρθηκε στις προηγούμενες παραγράφους, εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου ενός μικρού ελληνικού νησιού, μη διασυνδεδεμένου στο ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας, του Αγίου Ευστρατίου.

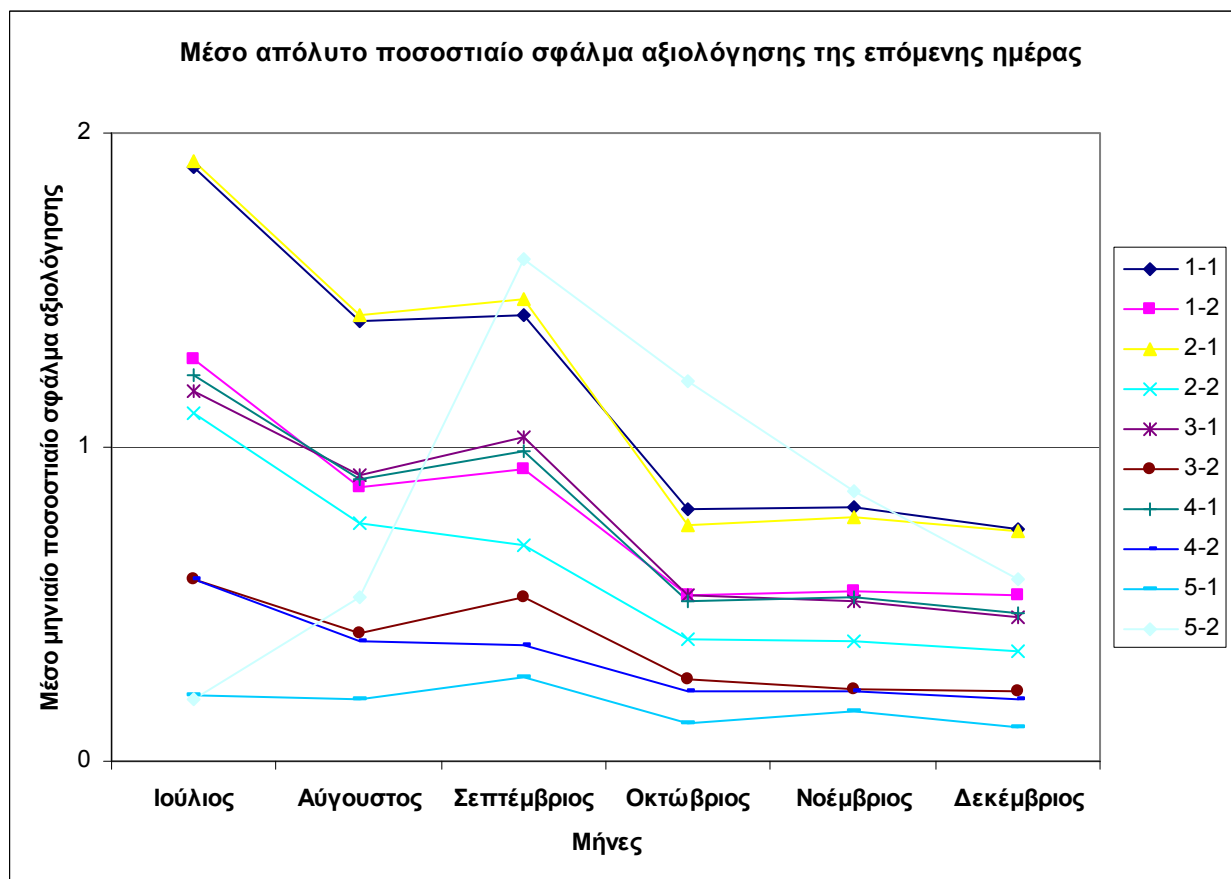
Το μοντέλο πρόβλεψης εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μιας ημέρας για το έτος 2007. Πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη με τις δέκα (10) διαφορετικές παραλλαγές του μοντέλου, οι οποίες προέκυψαν από τις δέκα διαφορετικές μεθόδους διαμόρφωσης των ασαφών μοντέλων, λόγω των πέντε διαφορετικών τρόπων εξαγωγής συμπερασμάτων και τους δύο διαφορετικούς τρόπους εύρεσης του κέντρου του μεσαίου τριγώνου, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.2.5.

Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα ωριαία φορτία του Αγίου Ευστρατίου που αφορούσαν το έτος 2007. Η θερμοκρασία δε χρησιμοποιήθηκε, γιατί δεν υπήρχαν διαθέσιμα δεδομένα για τη συγκεκριμένη περιοχή. Παρόλα αυτά επειδή η θερμοκρασία επηρεάζει την καθημερινή ωριαία ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας, μπορεί να θεωρηθεί ότι έμμεσα λαμβάνεται υπόψη στην εκπαίδευση μέσω των ωριαίων φορτίων που χρησιμοποιούνται κάθε φορά για αυτήν. Επίσης, η διακύμανση της θερμοκρασίας σε μικρά νησιά είναι μικρότερη τόσο κατά τη διάρκεια της ημέρας, όσο και κατά τη διάρκεια του χρόνου σε σχέση με των αντίστοιχων περιοχών της ηπειρωτικής χώρας. Άλλωστε τα περισσότερα μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας χρησιμοποιούν την πρόβλεψη της θερμοκρασίας της επόμενης ημέρας, η οποία όμως αν δεν είναι ακριβής μπορεί εύκολα να οδηγήσει σε λανθασμένες προβλέψεις. Το σύνολο των ιστορικών δεδομένων αφορούν 4 εβδομάδες, όπως αποδεικνύεται στην παράγραφο 4.3.2. Λόγω του ελάχιστου πλήθους δε λαμβάνονται υπόψη οι αργίες.

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.1 και στο Σχήμα 4.1. Είναι φανερό ότι για το μήνα Ιούλιο το καλύτερο αποτέλεσμα δίνεται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-2). Για τους μήνες Αύγουστο έως και Δεκέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ίδιου ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, αλλά το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-1).

Πίνακας 4.1. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για δεδομένα 4 εβδομάδων, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μοντέλο \ Μήνας	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Ιούλιος	1,89	1,28	1,91	1,11	1,18	0,58	1,23	0,58	0,21	0,20
Αύγουστος	1,40	0,87	1,42	0,76	0,91	0,41	0,90	0,38	0,20	0,52
Σεπτέμβριος	1,42	0,93	1,47	0,69	1,03	0,52	0,99	0,37	0,27	1,60
Οκτώβριος	0,80	0,53	0,75	0,39	0,53	0,26	0,51	0,22	0,12	1,21
Νοέμβριος	0,81	0,54	0,78	0,38	0,51	0,23	0,52	0,22	0,16	0,86
Δεκέμβριος	0,74	0,53	0,73	0,35	0,46	0,22	0,47	0,20	0,11	0,58
Μέση ετήσια τιμή	1,18	0,78	1,18	0,61	0,77	0,37	0,77	0,33	0,18	0,79
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	6,83	4,89	7,88	4,20	5,71	3,76	6,67	2,41	6,94	7,99



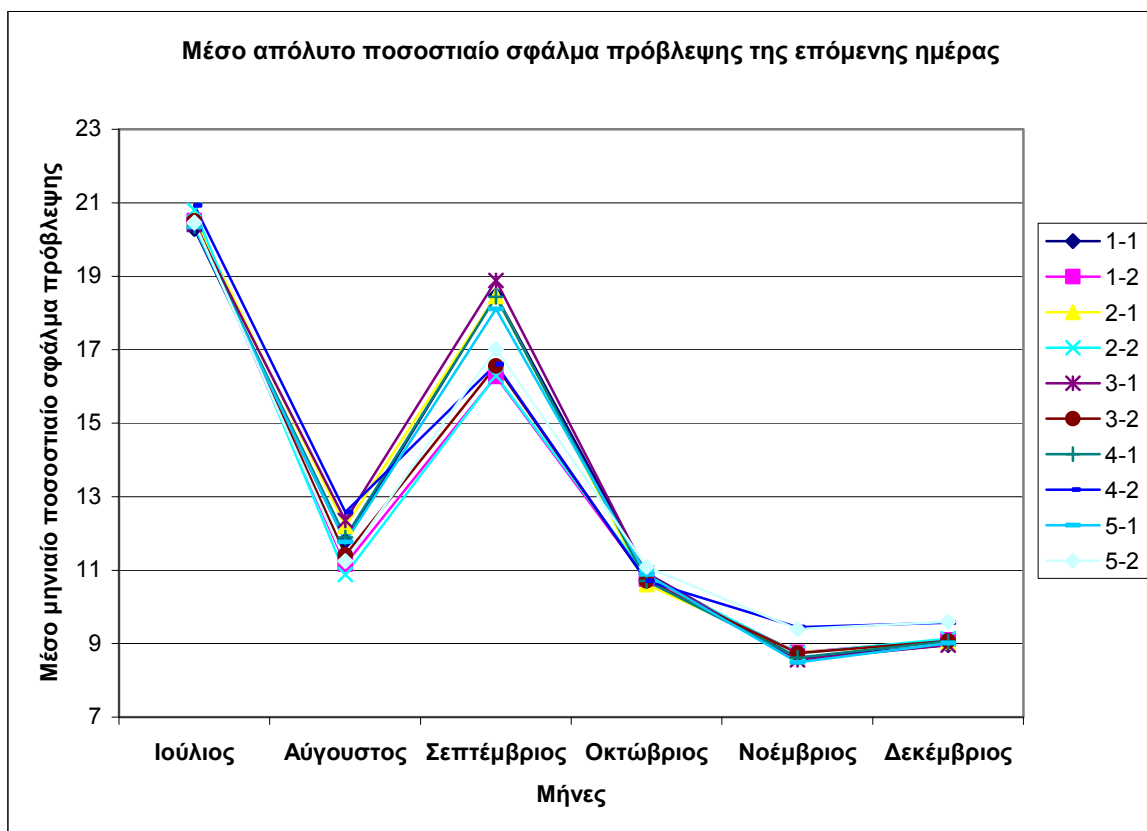
Σχήμα 4.1: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για δεδομένα 4 εβδομάδων, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, ανά μοντέλο, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.2 και στο Σχήμα 4.2. Είναι φανερό ότι για τους μήνες Ιούλιο και Δεκέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με

τη χρήση του συνολικού συμπεράσματος με τη μεγαλύτερη συχνότητα, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης. Δηλαδή προκύπτουν για την απλούστερη μέθοδο (1-1). Για το μήνα Αύγουστο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου όρου με στρογγυλοποίηση και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου με το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 2-2), για το Σεπτέμβριο με τη χρήση του συνολικού συμπεράσματος με τη μεγαλύτερη συχνότητα και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου με το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 1-2), για τον Οκτώβριο με τη χρήση του σταθμισμένου όρου με στρογγυλοποίηση και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 2-1) και για το Νοέμβριο με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-1). Δηλαδή τα αντίστοιχα βέλτιστα αποτελέσματα δεν προκύπτουν για εκείνες μεθόδους που επιλέγονται με βάση τα αποτελέσματα του συνόλου αξιολόγησης, φαινόμενο όμως που οφείλεται στο ελάχιστο πλήθος των διανυσμάτων του συνόλου ιστορικών δεδομένων και στη μη δυνατότητα διάσπασής του σε δύο σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Δηλαδή τα αντίστοιχα βέλτιστα αποτελέσματα δεν προκύπτουν για εκείνες μεθόδους που επιλέγονται με βάση τα αποτελέσματα του συνόλου αξιολόγησης, φαινόμενο όμως που οφείλεται στο ελάχιστο πλήθος των διανυσμάτων του συνόλου ιστορικών δεδομένων και στη μη δυνατότητα διάσπασής του σε δύο σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης.

Πίνακας 4.2. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για δεδομένα 4 εβδομάδων, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μοντέλο Μήνας	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Ιούλιος	20,28	20,51	20,58	20,80	20,41	20,50	20,36	20,93	20,34	20,46
Αύγουστος	11,79	11,16	12,20	10,88	12,35	11,41	11,89	12,58	11,77	11,25
Σεπτέμβριος	18,47	16,27	18,46	16,29	18,88	16,56	18,44	16,60	18,11	17,02
Οκτώβριος	10,92	10,75	10,61	10,83	10,92	10,71	10,71	10,71	10,88	11,09
Νοέμβριος	8,61	8,76	8,76	8,73	8,56	8,74	8,62	9,45	8,49	9,39
Δεκέμβριος	8,96	9,10	9,04	9,13	8,97	9,07	9,06	9,57	9,01	9,59
Μέση τιμή	13,17	12,76	13,27	12,78	13,34	12,79	13,18	13,31	13,10	13,14
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	96,93	100,8	86,97	95,01	90,75	132,8	96,93	95,77	95,32	98,02

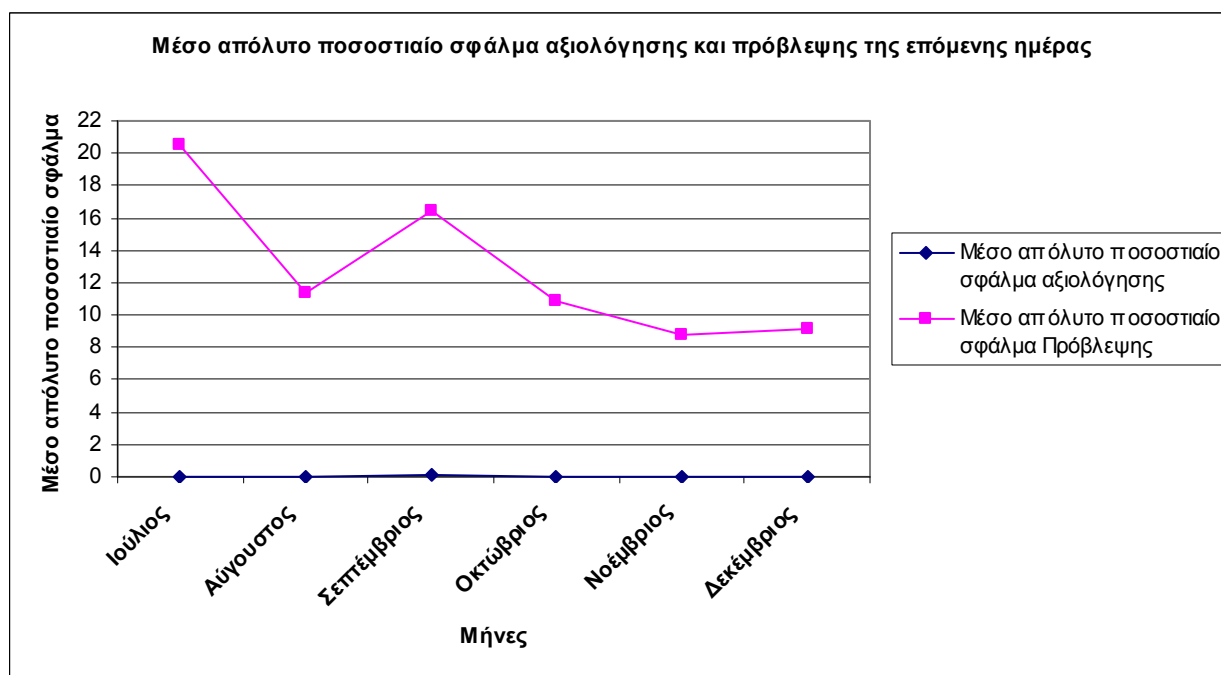


Σχήμα 4.2: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, ανά μοντέλο.

Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των μοντέλων για την πρόβλεψη των ωριαίων φορτίων της επόμενης ημέρας και στην προσπάθεια να επιλεγεί ένα μοντέλο με όσο το δυνατό μικρότερο ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης, για κάθε ώρα κάθε ημέρας επιλέγεται το μοντέλο εκείνο που έχει το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα που προέκυψε με αυτή την επιλογή για την αξιολόγηση και την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, με αυτή τη μεθοδολογία, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.3 και στο Σχήμα 4.3. Τελικά το συνολικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης ανέρχεται σε 0,03%, το αντίστοιχο πρόβλεψης σε 12,83%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 200% (λόγω συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μικρότερου του 1 MW) είναι 0 και οι ημέρες επιβολής προστίμου πάλι μηδέν υπό την προϋπόθεση ότι η προσφορά τιμών θα γινόταν ένα εικοσιτετράωρο νωρίτερα.

Πίνακας 4.3. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μήνας	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης	Ώρες με σφάλμα >200%	Ημέρες επιβολής προστίμου
Ιούλιος	0,01	20,50	0	0
Αύγουστος	0,01	11,32	0	0
Σεπτέμβριος	0,07	16,44	0	0
Οκτώβριος	0,04	10,84	0	0
Νοέμβριος	0,02	8,75	0	0
Δεκέμβριος	0,02	9,11	0	0
Μέση τιμή	0,03	12,83		
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	1,58	96,67		



Σχήμα 4.3: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

4.3.2 Μελέτη επίδρασης εβδομάδων στη διαδικασία εκπαίδευσης

Πέρα της αναγκαίας βελτιστοποίησης των παραμέτρων, επιλογής της μεθόδου εξαγωγής συμπερασμάτων και διαμόρφωσης του κέντρου του κεντρικού τριγώνου πρέπει να διερευνηθεί το πλήθος των ιστορικών διανυσμάτων που χρησιμοποιούνται, δηλαδή το πλήθος των εβδομάδων που κυμαίνεται από 2 ως 12 στην παρούσα περίπτωση. Επειδή δεν υπάρχει ξεχωριστό σύνολο εκπαίδευσης και αξιολόγησης λόγω του υπάρχοντος πλήθους δεδομένων πραγματοποιείται η εξής διαδικασία: Πραγματοποιείται η πρόβλεψη για τους μήνες Απρίλιο ως Μάιο του 2007 που θεωρούνται ιστορικά δεδομένα με χρήση της μεθόδου της μεγαλύτερης

συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 1-1). Σ' αυτήν την περίπτωση στον Πίνακα 4.4 και 4.5 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας.

Το σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης είναι εξαιρετικά μικρό για τις δύο εβδομάδες και ακολούθως συνεχώς ανεβαίνει, το οποίο είναι λογικό, καθώς λόγω του πλήθους των κανόνων ασαφούς λογικής που προκύπτουν λόγω των πέντε μεταβλητών (τεσσάρων εισόδων και μίας εξόδου) και των λίγων ιστορικών δεδομένων υπάρχει ένα είδος «αποστήθισης» της ιστορίας. Οπότε δεν μπορεί να προκύψει ασφαλές συμπέρασμα. Αντίθετα, αν το σφάλμα πρόβλεψης χρησιμοποιηθεί ως κριτήριο σύγκρισης των διαφόρων σεναρίων με διαφορετικό πλήθος εβδομάδων, τότε το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι ελάχιστο για τέσσερις και πέντε εβδομάδες, ενώ από τη σύγκριση για τις 4 και 5 εβδομάδες ιστορικών δεδομένων για το μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για τις τέσσερις εβδομάδες. Οπότε επιλέγεται η χρήση των τεσσάρων εβδομάδων ως ιστορικά δεδομένα. Διευκρινίζεται ότι είναι δυνατή η χρήση των συνόλων πρόβλεψης των μηνών Απριλίου ως Ιουνίου για σύγκριση και επιλογή μοντέλου (σαν να ήταν σύνολα αξιολόγησης), καθώς έχουν θεωρηθεί εξαρχής ιστορικά δεδομένα και όχι σύνολα ελέγχου.

Πίνακας 4.4. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου αξιολόγησης κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για τους μήνες Απρίλιο έως και Ιούνιο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Απρίλιος	0,11	1,24	1,71	1,86	2,07
Μάιος	0,13	1,36	1,80	2,06	2,35
Ιούνιος	0,13	1,46	1,99	2,34	2,53
Μέση τιμή περιόδου	0,12	1,35	1,83	2,09	2,31
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	3,37	10,16	23,54	23,32	20,36

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Απρίλιος	2,11	2,27	2,37	2,50	2,54	2,72
Μάιος	2,52	2,78	2,95	3,01	3,13	3,29
Ιούνιος	2,71	2,89	3,01	3,15	3,30	3,42
Μέση τιμή περιόδου	2,45	2,65	2,78	2,89	2,99	3,14
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	16,65	17,02	15,21	15,33	15,40	14,38

Πίνακας 4.5. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου ελέγχου κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για τους μήνες Απρίλιο έως και Ιούνιο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Μήνας \ Δεδομένα	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Απρίλιος	23,95	24,38	25,09	25,36	26,34
Μάιος	23,44	22,23	22,52	22,60	22,95
Ιούνιος	21,76	21,88	20,57	20,29	20,12
Μέση τιμή περιόδου	23,06	22,82	22,72	22,75	23,14
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	171,64	172,43	170,57	178,36	175,62

Μήνας \ Δεδομένα	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Απρίλιος	25,90	26,27	26,87	26,73	26,06	26,10
Μάιος	23,05	22,28	22,40	24,15	23,54	25,17
Ιούνιος	19,69	19,81	19,79	19,95	19,91	20,22
Μέση τιμή περιόδου	22,88	22,78	23,01	23,61	23,17	23,94
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	182,37	183,31	174,77	175,64	175,93	176,03

Στους Πίνακες 4.6 και 4.7 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα μέσα μηνιαία απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της επόμενης ημέρας, καθώς και το μέγιστο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 1-1). Λόγω λίγων στοιχείων η μελέτη του συνόλου αξιολόγησης δεν δίνει κάποιο ασφαλές αποτέλεσμα, εκτός του ότι, όσο ανεβαίνει το πλήθος των ιστορικών εβδομάδων, ανεβαίνουν τόσο το αντίστοιχο μέσο σφάλμα, όσο και το μέγιστο. Αντίθετα από τη μελέτη των συνόλων πρόβλεψης (που υποτίθεται ότι δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων) προκύπτει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν με τη χρήση δύο ως τεσσάρων εβδομάδων ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα. Ειδικά η χρήση δύο εβδομάδων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα, αντίθετα η χρήση των τεσσάρων εβδομάδων δίνει ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα (13,17% έναντι 12,62%), ωστόσο δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέγιστο απόλυτο σφάλμα, το οποίο το περιορίζει από 133% στο 97%. Άλλωστε το πρόστιμο εσφαλμένης πρόβλεψης επιδρά πάνω από ένα συγκεκριμένο όριο που στη μεν παρούσα περίπτωση είναι το 200%, αλλά, αν ήταν το 100%, η χρήση των τεσσάρων εβδομάδων θα ήταν προτιμητέα. Δηλαδή η επιλογή των τεσσάρων εβδομάδων με βάση το σύνολο ελέγχου των μηνών Απριλίου ως Ιουνίου του 2007 δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα τόσο για το μέσο, όσο και για το μέγιστο σφάλμα για τους μήνες Ιούλιο ως Δεκέμβριο 2007 (αν και όχι τα βέλτιστα).

Πίνακας 4.6. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου αξιολόγησης κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Ιούλιος	0,12	1,34	1,89	2,27	2,57
Αύγουστος	0,08	0,90	1,40	1,93	2,40
Σεπτέμβριος	0,10	0,85	1,42	1,70	1,89
Οκτώβριος	0,06	0,55	0,80	1,11	1,70
Νοέμβριος	0,06	0,56	0,81	1,02	1,13
Δεκέμβριος	0,07	0,56	0,74	0,87	0,98
Μέση τιμή	0,08	0,80	1,18	1,49	1,78
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	1,09	5,19	6,83	7,63	10,20

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Ιούλιος	2,84	3,04	3,19	3,48	3,59	3,72
Αύγουστος	2,70	2,98	3,27	3,64	3,96	4,33
Σεπτέμβριος	2,14	2,25	2,50	2,77	2,96	3,24
Οκτώβριος	2,09	2,61	2,98	3,05	3,01	3,05
Νοέμβριος	1,25	1,40	1,58	2,12	2,72	3,31
Δεκέμβριος	1,07	1,19	1,32	1,42	1,15	1,64
Μέση τιμή	2,02	2,25	2,48	2,75	2,96	3,21
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	10,65	10,38	10,75	13,35	18,38	15,26

Πίνακας 4.7. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου ελέγχου κατά την πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Ιούλιος	21,41	19,98	20,28	20,18	20,77
Αύγουστος	12,07	12,81	11,79	12,35	12,10
Σεπτέμβριος	15,41	15,81	18,47	17,03	16,12
Οκτώβριος	9,04	10,03	10,92	11,81	12,50
Νοέμβριος	8,36	8,28	8,61	8,75	8,77
Δεκέμβριος	9,37	9,06	8,96	9,09	9,07
Μέση τιμή	12,62	12,67	13,17	13,21	13,23
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	132,95	124,12	96,93	95,12	95,63

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Ιούλιος	21,58	22,23	22,58	22,92	22,55	23,07
Αύγουστος	11,82	11,88	11,68	11,50	11,50	11,50
Σεπτέμβριος	16,68	16,55	17,31	18,16	17,95	18,02
Οκτώβριος	12,53	12,89	12,23	12,35	11,72	12,11
Νοέμβριος	9,01	9,08	9,19	9,12	9,20	8,87
Δεκέμβριος	9,24	9,31	9,48	9,70	9,78	9,93
Μέση τιμή	13,48	13,67	13,75	13,96	13,79	13,92
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	93,20	103,12	86,79	100,51	107,46	90,16

4.4 Υλοποίηση και Σύγκριση των Διαφορετικών Μοντέλων της Μεθόδου Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Δύο Ημερών με Χρήση της Ασαφούς Λογικής

4.4.1 Γενικά

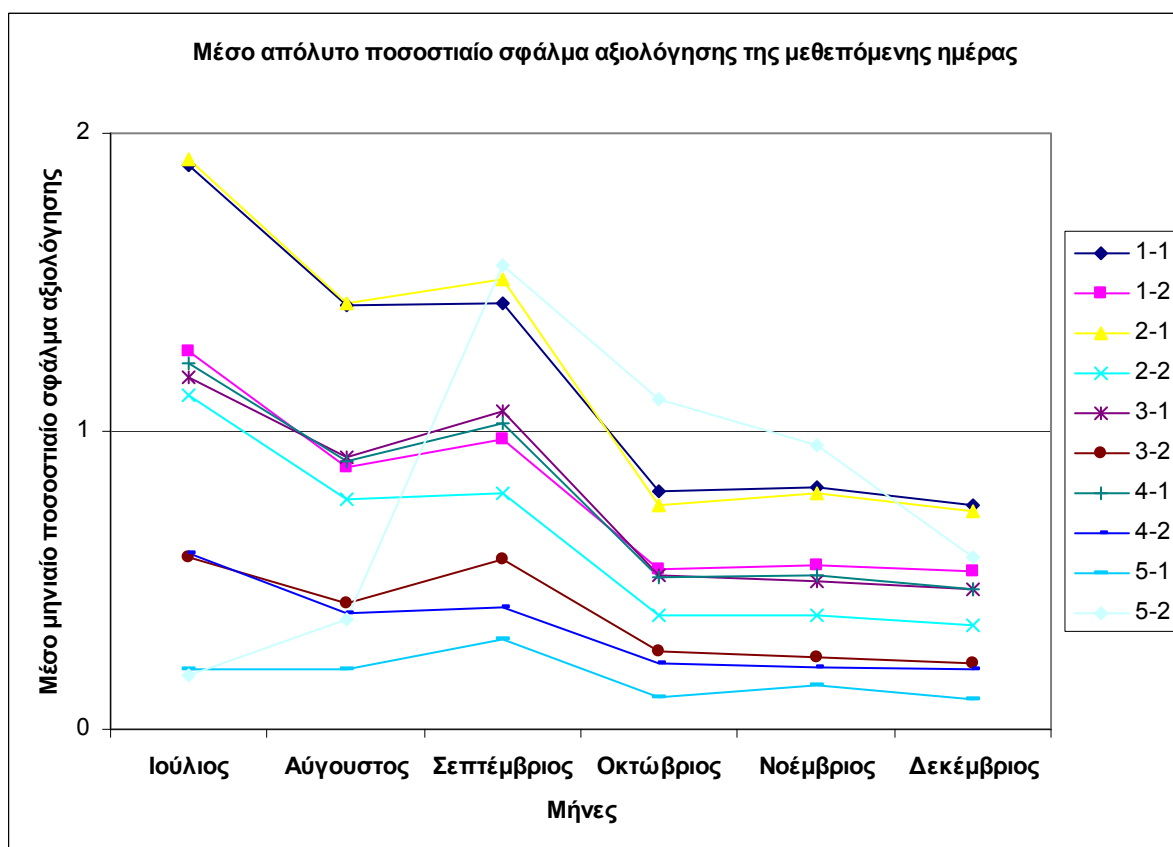
Επειδή με βάση τον ισχύοντα κώδικα πρέπει η πρόβλεψη φορτίου για την επόμενη ημέρα να δίνεται στις 10.00 π.μ. της τρέχουσας ημέρας, ουσιαστικά απαιτείται η πρόβλεψη φορτίου δύο ημερών, καθώς, όταν δίνεται η αντίστοιχη προσφορά, ζητείται η πρόβλεψη στις επόμενες 38 ώρες. Οπότε τα δεδομένα που χρειάζεται η σχέση (4.3) είναι διαθέσιμα. Το μοντέλο της παραγράφου 4.2 εφαρμόστηκε για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου του Αγίου Ευστρατίου υπό τις λοιπές προϋποθέσεις που αναλύθηκαν στη παράγραφο 4.3.1.

Το σύνολο των ιστορικών δεδομένων αφορούν 4 εβδομάδες, όπως αποδεικνύεται στην παράγραφο 4.4.2. Λόγω του ελάχιστου πλήθους δε λαμβάνονται υπόψη οι αργίες.

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την αξιολόγηση της εκπαίδευσης της πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.8 και στο Σχήμα 4.3. Είναι φανερό ότι για το μήνα Ιούλιο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-2). Για τους μήνες Αύγουστο έως Δεκέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του ίδιου ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, αλλά το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-1).

Πίνακας 4.8. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για δεδομένα 4 εβδομάδων, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μήνας \ Μοντέλο	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Ιούλιος	1,89	1,27	1,91	1,12	1,18	0,58	1,23	0,59	0,20	0,18
Αύγουστος	1,42	0,88	1,43	0,77	0,91	0,42	0,90	0,39	0,20	0,37
Σεπτέμβριος	1,43	0,97	1,51	0,79	1,07	0,57	1,03	0,41	0,30	1,56
Οκτώβριος	0,80	0,54	0,75	0,38	0,52	0,26	0,51	0,22	0,11	1,11
Νοέμβριος	0,81	0,55	0,79	0,38	0,50	0,24	0,52	0,21	0,15	0,95
Δεκέμβριος	0,75	0,53	0,73	0,35	0,47	0,22	0,47	0,20	0,10	0,58
Μέση τιμή	1,18	0,79	1,19	0,63	0,78	0,38	0,78	0,34	0,18	0,79
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	6,99	6,71	8,63	8,96	7,14	7,27	7,60	7,24	7,71	8,89



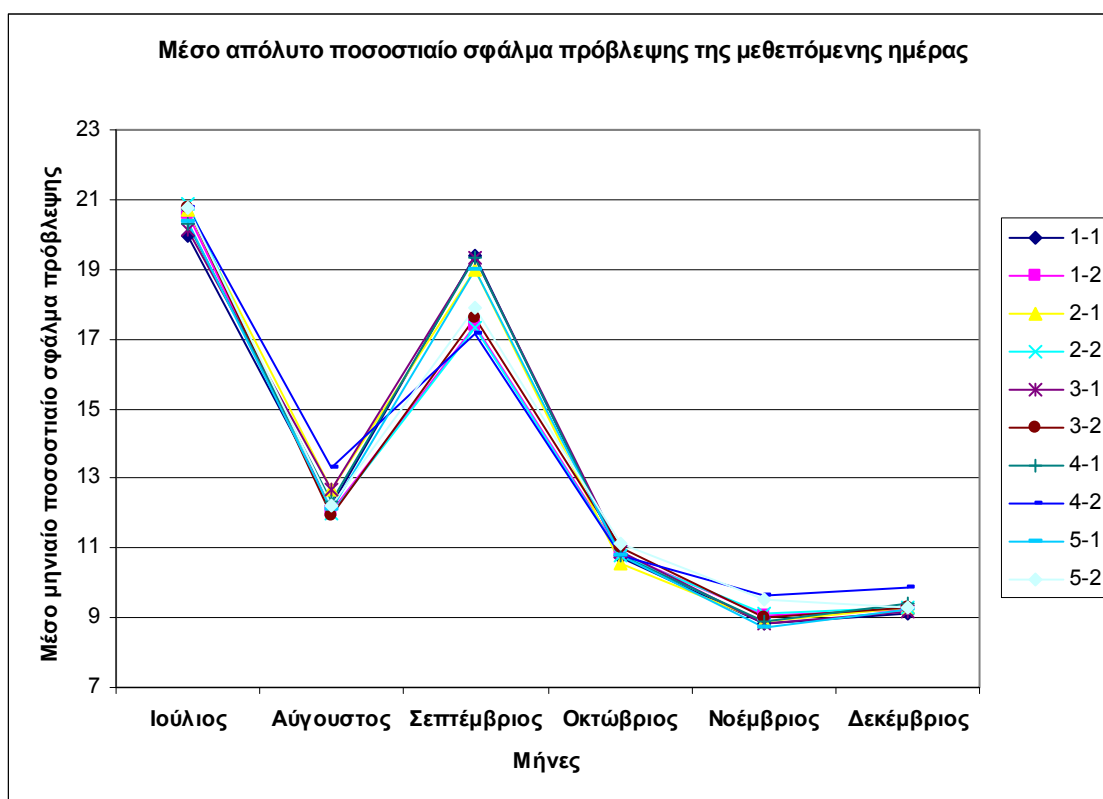
Σχήμα 4.4: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης για πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα που προέκυψαν κατά την πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.9 και στο Σχήμα 4.5. Είναι φανερό ότι για τους μήνες Ιούλιο και Δεκέμβριο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του συνολικού συμπεράσματος με τη μεγαλύτερη συχνότητα, ενώ το κέντρο του

κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης. Δηλαδή προκύπτουν για την απλούστερη μέθοδο (1-1). Για το μήνα Αύγουστο τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται με τη χρήση του σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση, ενώ το κέντρο του κεντρικού τριγώνου προσδιορίζεται από το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 3-2), για το Σεπτέμβριο με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου με στρογγυλοποίηση, ο οποίος έχει σχηματιστεί λαμβάνοντας υπόψη τους βαθμούς πλήρωσης κάθε μεταβλητής (εισόδου-εξόδου) κατά την κατασκευή των εκάστοτε κανόνων κάθε διανύσματος εκπαίδευσης και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου με το μέσο όρο των δύο ακραίων τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 4-2), για τον Οκτώβριο με τη χρήση του σταθμισμένου όρου με στρογγυλοποίηση και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 2-1) και για το Νοέμβριο με τη χρήση του ειδικού σταθμισμένου μέσου όρου χωρίς στρογγυλοποίηση και με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από τον αντίστοιχο μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 5-1). Δηλαδή τα αντίστοιχα βέλτιστα αποτελέσματα δεν προκύπτουν για εκείνες τις μεθόδους που επιλέγονται με βάση τα αποτελέσματα του συνόλου αξιολόγησης, φαινόμενο όμως που οφείλεται στο ελάχιστο πλήθος των διανυσμάτων του συνόλου ιστορικών δεδομένων και στη μη δυνατότητα διάσπασής του σε δύο σύνολα εκπαίδευσης και αξιολόγησης.

Πίνακας 4.9. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, ανά μήνα για κάθε μοντέλο, για δεδομένα 4 εβδομάδων, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μοντέλο Μήνας	1-1	1-2	2-1	2-2	3-1	3-2	4-1	4-2	5-1	5-2
Ιούλιος	19,95	20,57	20,72	20,85	20,16	20,75	20,32	20,77	20,35	20,79
Αύγουστος	12,22	12,04	12,66	11,99	12,70	11,93	12,34	13,32	12,11	12,22
Σεπτέμβριος	19,39	17,39	18,97	17,32	19,32	17,62	19,35	17,16	18,97	17,88
Οκτώβριος	10,74	10,82	10,56	10,81	10,92	11,02	10,76	10,80	10,78	11,12
Νοέμβριος	8,82	9,05	8,87	9,13	8,84	9,00	8,87	9,64	8,74	9,50
Δεκέμβριος	9,15	9,21	9,31	9,30	9,20	9,28	9,41	9,87	9,25	9,28
Μέση τιμή	13,37	13,18	13,51	13,23	13,52	13,26	13,49	13,60	13,36	13,55
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	108,1	96,35	100,8	125,3	91,12	161,8	94,49	97,06	151,3	171,9

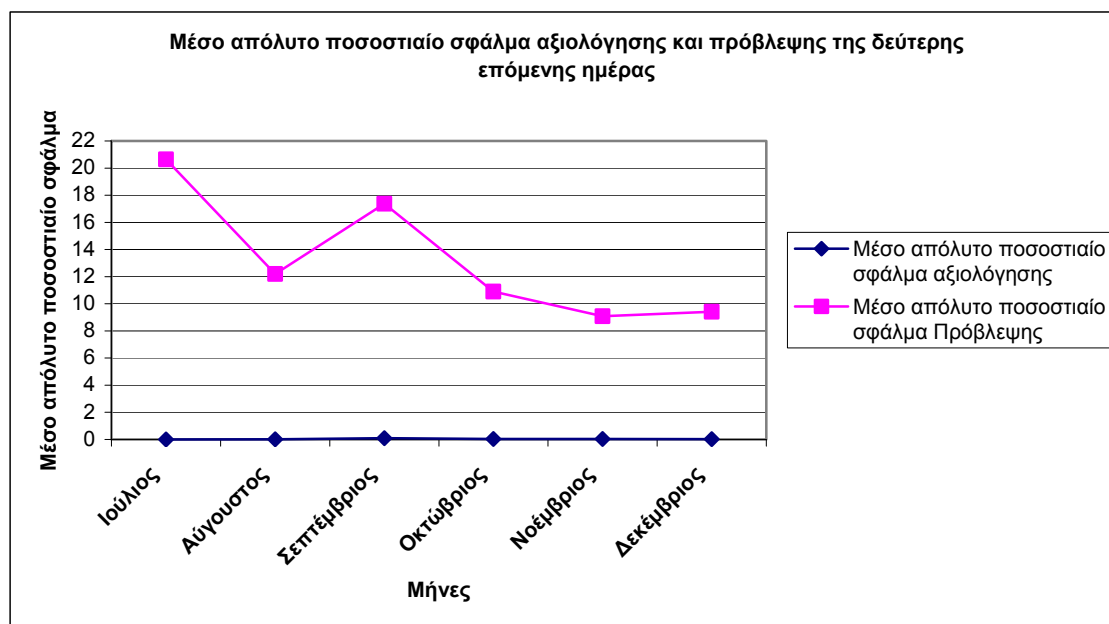


Σχήμα 4.5: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, ανά μοντέλο, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Με βάση τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των μοντέλων για την πρόβλεψη των ωριαίων φορτίων της επόμενης ημέρας και στην προσπάθεια να επιλεγεί ένα μοντέλο με όσο το δυνατό μικρότερο ετήσιο σφάλμα αξιολόγησης, για κάθε ώρα κάθε ημέρας επιλέγεται το μοντέλο εκείνο που έχει το μικρότερο σφάλμα αξιολόγησης. Τα αποτελέσματα για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα που προέκυψε με αυτή την επιλογή για την αξιολόγηση και την πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007, με αυτή τη μεθοδολογία, παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.10 και στο Σχήμα 4.6.

Πίνακας 4.10. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Μήνας	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης	Ώρες με σφάλμα >200%	Ημέρες επιβολής προστίμου
Ιούλιος	0,00	20,64	0	0
Αύγουστος	0,01	12,20	0	0
Σεπτέμβριος	0,10	17,37	0	0
Οκτώβριος	0,03	10,90	0	0
Νοέμβριος	0,03	9,08	0	0
Δεκέμβριος	0,02	9,41	0	0
Μέση τιμή	0,03	13,27		
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	6,71	161,60		



Σχήμα 4.6: Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για το νησί του Αγίου Ευστρατίου, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007.

Τελικά το συνολικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης ανέρχεται σε 0,03%, το αντίστοιχο πρόβλεψης σε 13,27%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 200% (λόγω συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μικρότερου του 1 MW) είναι 0 και οι ημέρες επιβολής προστίμου πάλι μηδέν.

4.4.2 Μελέτη επίδρασης εβδομάδων στη διαδικασία εκπαίδευσης

Επαναλαμβάνεται η διαδικασία της παραγράφου 4.3.2 σχετικά με τη διερεύνηση του πλήθους των εβδομάδων που κυμαίνεται από 2 ως 12 και στην παρούσα περίπτωση. Στους Πίνακες 4.11 και 4.12 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα μέσα απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της δεύτερης επόμενης ημέρας.

Το σφάλμα του συνόλου αξιολόγησης και σ' αυτήν την περίπτωση είναι εξαιρετικά μικρό για τις δύο εβδομάδες και ακολούθως συνεχώς ανεβαίνει, δηλαδή υπάρχει επίσης ένα είδος «αποστήθισης» της ιστορίας. Οπότε δεν μπορεί να προκύψει ασφαλές συμπέρασμα. Χρησιμοποιώντας το σφάλμα πρόβλεψης ως κριτήριο σύγκρισης των διαφόρων σεναρίων με διαφορετικό πλήθος εβδομάδων, και σ' αυτήν την περίπτωση προκύπτει ότι το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα είναι ελάχιστο για τις τέσσερις και πέντε εβδομάδες, ενώ από τη σύγκριση για τις 4 και 5 εβδομάδες ιστορικών δεδομένων ως προς το μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζεται για τις τέσσερις εβδομάδες. Οπότε και εδώ επιλέγεται η χρήση των τεσσάρων (4) εβδομάδων ως ιστορικά δεδομένα.

Πίνακας 4.11. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου αξιολόγησης κατά την πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για τους μήνες Απρίλιο έως και Ιούνιο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Απρίλιος	0,11	1,24	1,71	1,93	2,07
Μάιος	0,13	1,36	1,80	2,08	2,35
Ιούνιος	0,13	1,48	2,01	2,38	2,53
Μέση τιμή περιόδου	0,12	1,36	1,84	2,13	2,31
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	3,37	10,16	23,67	23,44	20,36

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Απρίλιος	2,17	2,26	2,39	2,52	2,65	2,74
Μάιος	2,53	2,76	2,95	3,05	3,15	3,30
Ιούνιος	2,74	2,85	3,02	3,18	3,30	3,50
Μέση τιμή περιόδου	2,48	2,63	2,79	2,92	3,03	3,18
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	16,80	16,23	14,77	15,91	14,21	14,61

Πίνακας 4.12. Μέσο μηνιαίο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και μέγιστο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα συνόλου ελέγχου κατά την πρόβλεψη φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για τους μήνες Απρίλιο έως και Ιούνιο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Απρίλιος	23,95	24,45	25,51	25,86	26,34
Μάιος	23,07	22,25	22,71	22,92	22,95
Ιούνιος	21,52	21,92	20,73	20,57	20,12
Μέση τιμή περιόδου	23,10	23,11	22,98	22,98	23,14
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	171,64	183,19	174,83	178,36	175,62

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Απρίλιος	26,25	26,86	26,85	26,73	26,90	26,13
Μάιος	23,57	23,04	23,63	24,15	24,76	25,38
Ιούνιος	20,30	19,72	19,85	19,95	19,99	20,28
Μέση τιμή περιόδου	23,38	23,21	23,45	23,61	23,63	23,94
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	168,92	184,49	175,87	175,64	176,63	176,06

Στους Πίνακες 4.13 και 4.14 παρουσιάζονται ενδεικτικά τα μέσα μηνιαία απόλυτα ποσοστιαία σφάλματα αξιολόγησης και πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, καθώς και το μέγιστο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης (μέθοδος 1-1). Λόγω λίγων στοιχείων η μελέτη του συνόλου αξιολόγησης δεν δίνει κάποιο ασφαλές αποτέλεσμα, εκτός του ότι, όσο ανεβαίνει το πλήθος των ιστορικών εβδομάδων, ανεβαίνουν τόσο το αντίστοιχο μέσο σφάλμα, όσο και το μέγιστο. Αντίθετα από τη μελέτη των συνόλων πρόβλεψης (που υποτίθεται ότι δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων) προκύπτει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν με τη χρήση δύο ως τεσσάρων εβδομάδων ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα. Ειδικά η χρήση δύο εβδομάδων δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα, αντίθετα η χρήση των τεσσάρων εβδομάδων δίνει ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα (13,37% έναντι 12,72%), ωστόσο δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα ως προς το μέγιστο απόλυτο σφάλμα, το οποίο το περιορίζει από 133% στο 108%. Δηλαδή η επιλογή των τεσσάρων εβδομάδων με βάση το σύνολο ελέγχου των μηνών Απριλίου ως Ιουνίου του 2007 δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα τόσο για το μέσο, όσο και για το μέγιστο σφάλμα για τους μήνες Ιούλιο ως Δεκέμβριο 2007 (αν και όχι τα βέλτιστα).

Πίνακας 4.13. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αξιολόγησης και φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

Μήνας \ Δεδομένα	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Ιούλιος	0,12	1,35	1,89	2,28	2,58
Αύγουστος	0,08	0,90	1,42	1,95	2,43
Σεπτέμβριος	0,10	0,87	1,43	1,77	2,03
Οκτώβριος	0,06	0,55	0,80	1,12	1,76
Νοέμβριος	0,06	0,56	0,81	1,02	1,14
Δεκέμβριος	0,07	0,56	0,75	0,89	1,00
Μέση τιμή	0,08	0,80	1,18	1,51	1,83
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	1,09	5,38	6,99	8,30	9,64

Μήνας \ Δεδομένα	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Ιούλιος	2,86	3,04	3,23	3,45	3,61	3,73
Αύγουστος	2,73	3,09	3,40	3,72	4,13	4,47
Σεπτέμβριος	2,30	2,39	2,71	2,95	3,19	3,46
Οκτώβριος	2,18	2,81	3,22	3,31	3,30	3,22
Νοέμβριος	1,24	1,41	1,60	2,18	2,83	3,48
Δεκέμβριος	1,10	1,23	1,36	1,46	1,55	1,69
Μέση τιμή	2,07	2,33	2,59	2,85	3,10	3,36
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	8,95	10,55	9,72	11,19	15,41	15,29

Πίνακας 4.14. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας, για τους μήνες Ιούλιο 2007 έως και Δεκέμβριο 2007 με τη μέθοδο της μεγαλύτερης συχνότητας & με προσδιορισμό του κέντρου του κεντρικού τριγώνου από το μέσο όρο των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης.

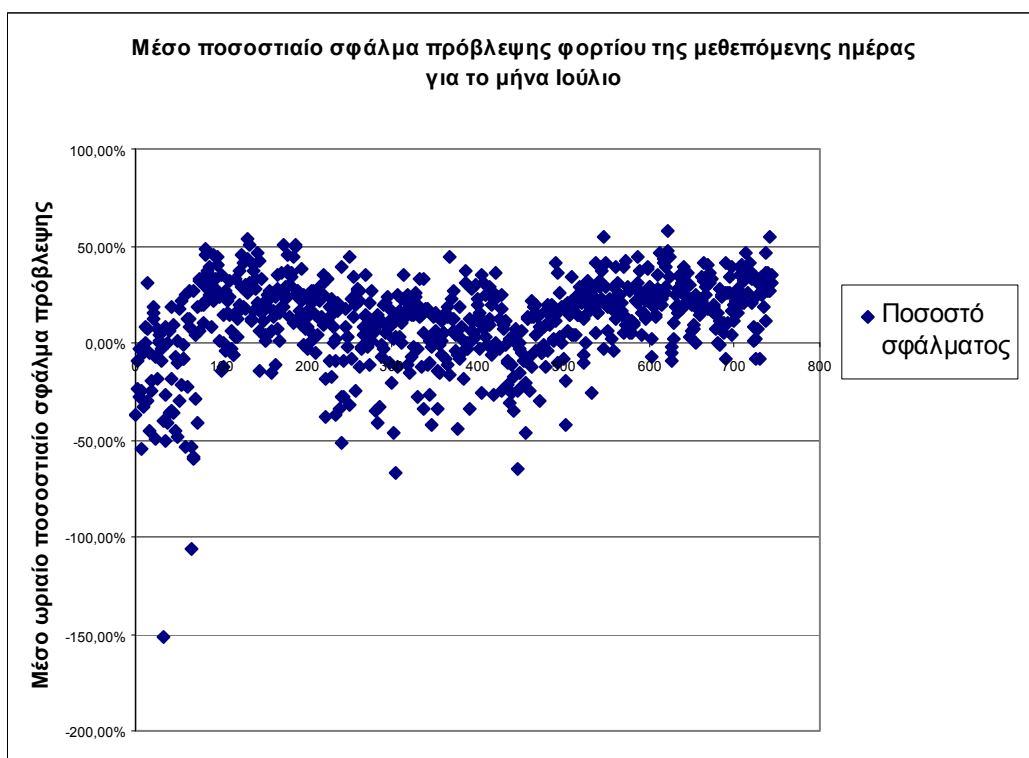
Δεδομένα Μήνας	2 εβδ.	3 εβδ.	4 εβδ.	5 εβδ.	6 εβδ.
Ιούλιος	21,37	20,16	19,95	20,21	21,30
Αύγουστος	12,34	13,20	12,22	13,32	12,84
Σεπτέμβριος	15,46	16,61	19,39	18,46	17,55
Οκτώβριος	8,91	10,00	10,74	11,61	12,57
Νοέμβριος	8,45	8,37	8,82	8,88	9,17
Δεκέμβριος	9,73	9,16	9,15	9,37	9,23
Μέση τιμή	12,72	12,92	13,37	13,64	13,78
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	132,85	159,85	108,14	161,16	128,50

Δεδομένα Μήνας	7 εβδ.	8 εβδ.	9 εβδ.	10 εβδ.	11 εβδ.	12 εβδ.
Ιούλιος	22,06	22,58	22,67	23,05	23,29	23,10
Αύγουστος	12,80	12,80	12,73	12,52	12,79	12,70
Σεπτέμβριος	18,65	18,65	19,15	20,13	20,00	20,14
Οκτώβριος	12,58	12,99	12,10	12,30	12,08	11,61
Νοέμβριος	9,38	9,54	9,40	9,44	9,78	9,64
Δεκέμβριος	9,39	9,59	9,75	9,79	10,04	9,91
Μέση τιμή	14,14	14,36	14,30	14,54	14,66	14,51
Μέγιστο απόλυτο ποσοστό σφάλματος	164,28	161,75	157,34	136,29	163,55	142,24

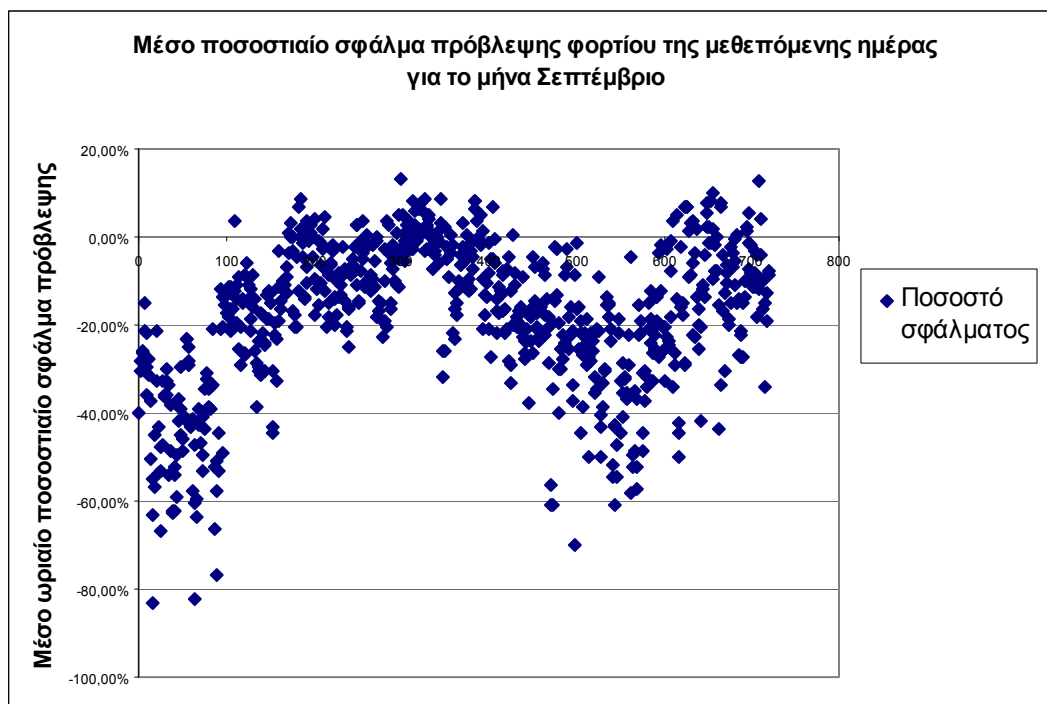
4.5 Συμπεράσματα

Η περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου σε συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας μικρής ισχύος είναι αρκετά πιο δύσκολη, το οποίο αναγνωρίζει και η υπάρχουσα νομοθεσία αποδεχόμενη σημαντικά σφάλματα της τάξης του 200%. Στην παρούσα περίπτωση μελετήθηκε το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας του Άγιου Ευστράτιου, το οποίο έχει μέγιστη ισχύ ίση με 307 kW (παραμονή Δεκαπενταύγουστου στις 22.00), ενώ η μέση ετήσια ισχύς ανέρχεται μόλις στο 116,55 kW, δηλαδή έχει ένα συντελεστή φορτίου ίσο με 38%, που είναι εξαιρετικά χαμηλός. Τα δεδομένα ήταν τα ωριαία φορτία ενός έτους, χωρίς την ύπαρξη κάποιων μετεωρολογικών δεδομένων. Η πρόβλεψη της επόμενης ημέρας στηρίζεται στις 4 εβδομάδες και το αντίστοιχο συνολικό μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ανέρχεται για το μεν σύνολο αξιολόγησης σε 0,03%, για δε το σύνολο πρόβλεψης σε 12,83%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 200% είναι 0 και οι ημέρες επιβολής προστίμου πάλι μηδέν. Η πρόβλεψη της μεθεπόμενης ημέρας στηρίζεται στις 4 εβδομάδες και το αντίστοιχο συνολικό μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ανέρχεται για το μεν σύνολο αξιολόγησης σε 0,03%, για δε το σύνολο πρόβλεψης σε 13,27%, οι ώρες με σφάλμα άνω του 200% είναι 0 και οι ημέρες επιβολής προστίμου πάλι μηδέν. Σε κάθε περίπτωση επιλέγεται η βέλτιστη μέθοδος με βάση τα αντίστοιχα αποτελέσματα

του συνόλου αξιολόγησης, που εδώ λόγω πλήθους δεδομένων ταυτίζεται με το σύνολο εκπαίδευσης. Τα αντίστοιχα σφάλματα είναι αποδεκτά λόγω μη επιβολής προστίμων, ωστόσο ως μεγέθη λαμβάνουν μεγάλες τιμές, οι οποίες οφείλονται τόσο στην έλλειψη ιστορικών δεδομένων, όσο και στις ιδιαιτερότητες του συγκεκριμένου συστήματος, όπως αύξηση φορτίου κατά την καλοκαιρινή περίοδο λόγω αύξησης κατοίκων στο νησί (τουρισμός), ειδικά κατά τους μήνες Ιούλιο και Αύγουστο. Άλλωστε δεν είναι τυχαίο ότι τα μεγαλύτερα σφάλματα διαπιστώνονται κατά τους μήνες Ιούλιο και Σεπτέμβριο, όπου τα φορτία έχουν υποεκτιμηθεί και υπερεκτιμηθεί αντίστοιχα, αφού σε μεγάλο βαθμό στηρίζονται στα μειωμένα φορτία του Ιουνίου ο Ιούλιος και στα αυξημένα φορτία του Αυγούστου ο Σεπτέμβριος, όπως φαίνεται και στα σχήματα 4.7 και 4.8 αντίστοιχα.



Σχήμα 4.7: Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας για το μήνα Ιούλιο 2007 για το εκάστοτε βέλτιστο μοντέλο.



Σχήμα 4.8: Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα πρόβλεψης φορτίου της μεθεπόμενης ημέρας για το μήνα Σεπτέμβριο 2007 για το εκάστοτε βέλτιστο μοντέλο.

4.6 Βιβλιογραφία

- [4.1] Σπ. Κιαρτζής: «Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου», Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998.
- [4.2] 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.
- [4.3] G.Kariniotakis, E.Nogaret: “Secure wind power penetration in isolated systems: Load & wind power forecasting using artificial intelligence methods”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 22.
- [4.4] G.Kariniotakis, E.Nogaret, A.G.Dutton, J.A.Halliday, A.Androustos: “Evaluation of advanced wind power and load forecasting methods for optimal management of isolated power systems”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.
- [4.5] G.Kariniotakis, M.Matos, V.Miranda: “Assessment of the benefits from advanced load & wind power forecasting in autonomous power systems”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΕΤΗΣΙΑΣ ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

5.1 Εισαγωγή

Σε μια ελεύθερη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας είναι αναγκαία η γνώση των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας και του αντίστοιχου ποσοστού αύξησής της για τα μελλοντικά έτη. Ακριβής πρόβλεψη ενέργειας οδηγεί σε αποτελεσματικό προγραμματισμό σχεδίασης, επέκτασης και λειτουργίας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, παράλληλα σε αύξηση της αξιοπιστίας του συστήματος και σε ελαχιστοποίηση του κόστους λειτουργίας του προς όφελος των καταναλωτών. Ειδικά η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας είναι απαραίτητη για τον προγραμματισμό της συντήρησης των μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, για τις προμήθειες καυσίμου, τον προγραμματισμό των εισαγωγών ή/και εξαγωγών ηλεκτρικής ενέργειας και τη σωστή εκμετάλλευση των υδάτινων αποθεμάτων κατά την υδροθερμική συνεργασία.

Πολλά μοντέλα και μέθοδοι πρόβλεψης έχουν αναπτυχθεί για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας με διαφορετικά επίπεδα επιτυχίας το καθένα. Τα προηγούμενα χρόνια οι εταιρίες ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιούσαν κυριότερα απλά μοντέλα πρόβλεψης, όπως μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης [5.1] και απλά οικονομετρικά μοντέλα [5.2]. Σήμερα μοντέλα πολλαπλής παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται για πολύ μεγάλα συστήματα [5.3],[5.4], μεγάλες μητροπολιτικές περιοχές [5.5] ή μικρές περιοχές [5.6]. Επίσης, παρουσιάζονται μοντέλα τα οποία προβλέπουν τις ανάγκες διαφόρων τύπων καταναλωτών με χρήση είτε φυσικών χρονοσειρών [5.7], είτε γενετικών αλγορίθμων [5.8]. Μοντέλα απλής παλινδρόμησης (AR) και μοντέλα πολλαπλής παλινδρόμησης κινούμενου μέσου όρου (ARIMA) έχουν χρησιμοποιηθεί για μηνιαία και ετήσια πρόβλεψη ενέργειας [5.9] – [5.11]. Μοντέλα ετήσιων χρονοσειρών έχουν παρουσιασθεί με γραμμική, εκθετική και πολυμεταβλητή προσέγγιση [5.7], καθώς και μη σταθερές χρονοσειρές έχουν μοντελοποιηθεί για δεδομένα με κανονικές [5.12] και δυναμικές περιοδικές τάσεις [5.13]. Τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί διάφορες εφαρμογές, οι οποίες χρησιμοποιούν τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης στη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας με χρήση τόσο των νευρωνικών δικτύων [5.14], [5.15], όσο και της ασαφούς λογικής [5.16], [5.17].

Σ' αυτό το κεφάλαιο θα αναπτυχθεί ένα νέο μοντέλο για τη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας, το οποίο βασίζεται αποκλειστικά στις αρχές της ασαφούς λογικής. Τα βασικά χαρακτηριστικά του μοντέλου αυτού είναι:

- η διαδικασία βελτιστοποίησης, ώστε να καθοριστεί ο αριθμός των τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής και το αντίστοιχο πλάτος των βάσεων τους,
- ένα ελάχιστο σύνολο εκπαίδευσης, το οποίο σε οποιαδήποτε εφαρμογή περιλαμβάνει μόνο 14 πρότυπα εκπαίδευσης,
- ένας κατάλληλος μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου, έτσι ώστε το μοντέλο ασαφούς λογικής, να μπορεί να συνεργαστεί με το μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας,
- ο υπολογισμός της σταθερής απόκλισης, με βάση αναλυτικές μαθηματικές εκφράσεις.

Το προτεινόμενο μοντέλο εφαρμόζεται για πρόβλεψη της ετήσιας απαιτούμενης ενέργειας τόσο για το Ελληνικό Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας, όσο και για διάφορες κατηγορίες καταναλωτών. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με βάση αντίστοιχα αποτελέσματα κλασσικών μεθόδων παλινδρόμησης, αλλά και με τα αποτελέσματα ενός μοντέλου τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANNs) [5.15].

5.2 Βασικές Αρχές της Ασαφούς Λογικής

Η μαθηματική θεμελίωση της ασαφούς λογικής βασίζεται στη θεωρία των ασαφών συνόλων, τα οποία πρέπει να θεωρηθούν σαν μια γενίκευση της κλασσικής θεωρίας των συνόλων. Η μεταφορά από την κλασσική θεωρία των συνόλων, όπου υπάρχει μια αυστηρή αίσθηση της συμμετοχής ενός αντικειμένου σε ένα σύνολο, σε μια εφαρμογή ασαφούς λογικής επιτυγχάνεται με τη χρήση μιας συνάρτησης συμμετοχής $m_{A,\ell}(x)$, όπου x είναι η τιμή της λεκτικής μεταβλητής A και ℓ είναι ο σειριακός αριθμός των M συναρτήσεων που περιγράφουν την A . Οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν να είναι τριγωνικές, τραπεζοειδείς, η συνάρτηση του Gauss κ.α.. Οι συναρτήσεις συμμετοχής και οι λογικοί κανόνες συγκροτούν τις έννοιες της δημιουργίας των κλασσικών μοντέλων ασαφούς λογικής, τα οποία αποτελούνται από τέσσερα στοιχεία: την ασαφοποίηση, την ανάπτυξη της βάσης κανόνων, το μηχανισμό συμπεράσματος και την από-ασαφοποίηση.

Ασαφοποίηση είναι η διαδικασία μέσω της οποίας ένα σαφές σύνολο μετατρέπεται σε ένα ασαφές. Η διαδικασία αυτή βασίζεται στον προσδιορισμό της συνάρτησης συμμετοχής.

Βάση κανόνων είναι ένα σύνολο ασαφών κανόνων που περιγράφουν την εξάρτηση μιας ή περισσότερων λεκτικών μεταβλητών από κάποια άλλη ή κάποιες άλλες. Οι κανόνες αυτοί περιγράφονται από το ακόλουθο πρότυπο:

$$\text{Εάν } A_1 \text{ είναι } x_1 \text{ και } A_2 \text{ είναι } x_2 \dots \text{ και } A_N \text{ είναι } x_N \text{ τότε } B \text{ είναι } y \quad (5.1)$$

όπου A_1, A_2, \dots, A_N είναι οι μεταβλητές εισόδου, x_1, x_2, \dots, x_N είναι οι αντίστοιχες ασαφείς τιμές των μεταβλητών εισόδου, B είναι η μεταβλητή εξόδου και y είναι η ασαφής τιμή της εξόδου. Για κάθε μια από τις A_1, A_2, \dots, A_N και B οι αντίστοιχες ασαφείς τιμές περιγράφονται από κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής.

Ο **συμπερασματικός μηχανισμός** αποτελείται από τρία διαδοχικά βήματα:

1) Η συνεπαγωγή του Larsen (Larsen-Max Product Implication), η οποία για κάθε κανόνα από μια είσοδο-μια έξοδο συνεπάγεται τη συνάρτηση συμμετοχής από την είσοδο στη έξοδο.

2) Ο βαθμός εκπλήρωσης (degree of fulfillment (DOF)), ο οποίος είναι η διαδικασία συνεπαγωγής της Larsen-Max Product για περισσότερες από μια μεταβλητές εισόδου για κάθε κανόνα. Για το k -ιοστό διάνυσμα $x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{Nk}$ ο g -ιοστός κανόνας ορίζεται:

$$dof_g = m_{A_1, \ell_{1,g}}(x_{1k}) \cdot m_{A_2, \ell_{2,g}}(x_{2k}) \cdots m_{A_N, \ell_{N,g}}(x_{Nk}) \quad (5.2)$$

3) Η μέθοδος περιγράμματος (border method), η οποία διαμορφώνει την τελική συνάρτηση της μεταβλητής εξόδου, η οποία προκύπτει από το σύνολο των κανόνων, οι οποίοι δημιουργούνται από τις μεταβλητές εισόδου.

Τελικά, η διαδικασία **από-ασαφοποίησης** είναι μια ισοτιμία από το χώρο των ασαφών τιμών στο χώρο των σαφών τιμών. Δυστυχώς, δεν υπάρχει συστηματική διαδικασία αναφορικά με την επιλογή των στρατηγικών αποσαφήνισης. Οι πιο συνήθεις στρατηγικές είναι: το κριτήριο του μεγίστου, το κριτήριο του μέσου του μεγίστου και το κριτήριο του κέντρου της περιοχής (Center Of Area). Όταν χρησιμοποιείται ο βαθμός εκπλήρωσης (DOF) [5.18], η πιο κατάλληλη από τα κριτήρια είναι το κριτήριο του κέντρου της περιοχής (COA):

$$\bar{b}_o = \frac{\sum_{j=1}^n (m_B(w_j) \cdot w_j \cdot dw)}{\sum_{j=1}^n (m_B(w_j) \cdot dw)} \quad (5.3)$$

όπου \bar{b}_o είναι το κέντρο, n είναι ο αριθμός των διαστημάτων εύρους dw , στα οποία διαιρείται ο άξονας της μεταβλητής εξόδου, m_B είναι η συνάρτηση συμμετοχής για τη μεταβλητή B , w_j είναι η τιμή για την οποία η συνάρτηση συμμετοχής γίνεται $m_B(w_j)$. Η μέθοδος από-ασαφοποίησης με βάση το κριτήριο του κέντρου περιοχής (COA) δίνει μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα από το κριτήριο του μεγίστου. Το πλεονέκτημα της μεθόδου απέναντι στη μέθοδο του μέσου του μεγίστου (MOM) είναι ότι λαμβάνει υπόψη της ολόκληρη την καμπύλη της ασαφούς εξόδου [5.18].

Στην περίπτωση του μοντέλου πρόβλεψης, \bar{b}_o είναι η εκτιμώμενη μεταβλητή στο χρονικό σημείο της πρόβλεψης, για το οποίο δίνονται οι μεταβλητές εισόδου. Η αξιολόγηση του μοντέλου πραγματοποιείται με βάση το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{\sum_{o=1}^{N_t} \left| \frac{b_o - \bar{b}_o}{b_o} \right|}{N_t} \quad (5.4)$$

όπου b_o είναι η πραγματική τιμή της ζητούμενης μεταβλητής στο ίδιο χρονικό σημείο, o και N_t είναι ο πληθυσμός του συνόλου αξιολόγησης.

Στο παράρτημα 1 που βρίσκεται στο τέλος της παρούσας διατριβής γίνεται αναλυτική αναφορά στις αρχές της ασαφούς λογικής.

5.3 Ασαφές Μοντέλο Μεσοπρόθεσμης Πρόβλεψης Ενέργειας

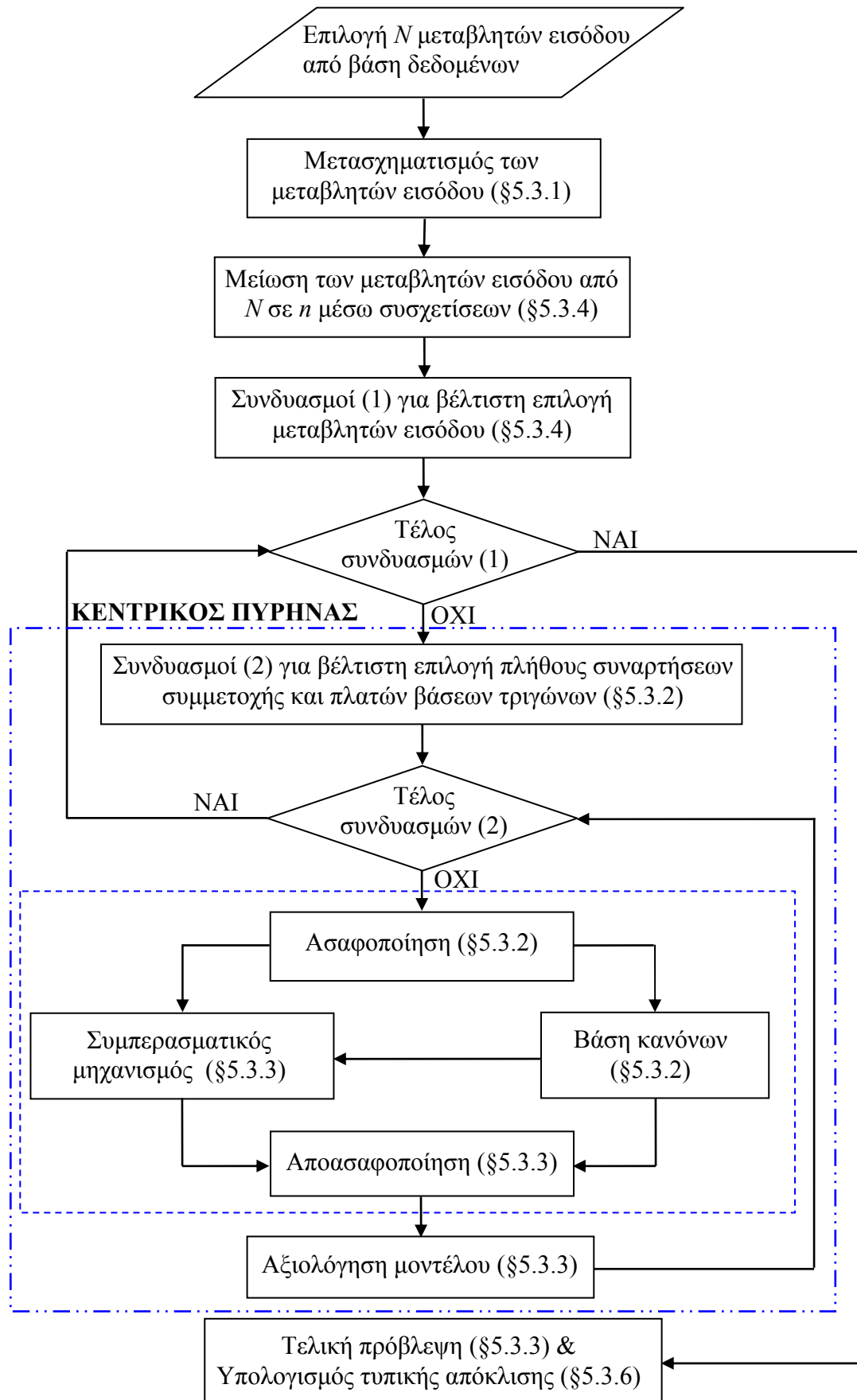
Με βάση τις βασικές αρχές της ασαφούς λογικής που αναφέρθηκαν στην παράγραφο 5.2, αναπτύχθηκε ένα μοντέλο για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ετήσιας ζήτησης της ενέργειας. Οι βασικές ιδέες είναι η βελτιστοποίηση του μοντέλου αναφορικά με:

1. τον κατάλληλο μετασχηματισμό των εισόδων του μοντέλου (παράγραφος 5.3.1),
2. την επιλογή του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής και των χαρακτηριστικών τους (παράγραφος 5.3.2) και
3. την τελική επιλογή των μεταβλητών εισόδου που θα χρησιμοποιηθούν στη διαδικασία πρόβλεψης και η οποία γίνεται μέσω μιας διαδικασίας ανάλυσης της συσχέτισης των εισόδων μεταξύ τους (παράγραφος 5.3.4).

Το διάγραμμα της διαδικασίας δημιουργίας του ασαφούς μοντέλου παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.1. Περιληπτικά, τα κυριότερα βήματα του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης της ενέργειας είναι τα ακόλουθα:

1. Οι N μεταβλητές εισόδου επιλέγονται από το χρήστη, με βάση την εμπειρία του στα θέματα μηχανικού από την αντίστοιχη βάση δεδομένων.
2. Οι μεταβλητές εισόδου μειώνονται από N σε n με τη βοήθεια της διαδικασίας συσχέτισης.
3. Εάν αυτό είναι αναγκαίο, οι μεταβλητές εισόδου μετασχηματίζονται στις διαφορές τους ή στις σχετικές διαφορές τους.
4. Καθορίζονται οι συνδυασμοί με βάση τις μεταβλητές εισόδου, όπως θα αναφερθεί στην παράγραφο 5.3.4.
5. Για καθεμιά μεταβλητή εισόδου καθορίζονται ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής και το πλάτος των βάσεων των τριγώνων μέσω των αντίστοιχων συνδυασμών.
6. Πραγματοποιείται η ασαφοποίηση των τιμών για κάθε μια τελική μορφή των μεταβλητών εισόδου, όπως επιλέχθηκε στο βήμα 3.
7. Σχηματίζονται οι κανόνες που αφορούν τα έτη εκείνα για τα οποία οι τιμές των παραμέτρων περιλαμβάνονται στη βάση δεδομένων.

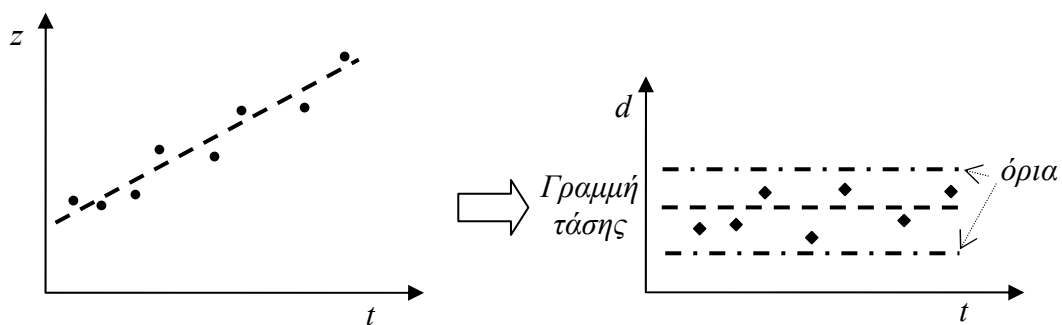
8. Αφού ταξινομηθούν όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί αυτών των κανόνων, καθορίζεται η ασαφής τιμή της κάθε εξόδου μέσω μιας διαδικασίας βαρών. Με βάση αυτούς τους κανόνες δημιουργείται η βάση κανόνων.
9. Χρησιμοποιώντας τη βάση κανόνων, το μηχανισμό συμπεράσματος και το κριτήριο του κέντρου περιοχής (COA) ως μέθοδο αποσαφήνισης, πραγματοποιείται πρόβλεψη για τα έτη που περιλαμβάνονται στο σύνολο αξιολόγησης.
Τα βήματα 4-9 επαναλαμβάνονται για κάθε ένα συνδυασμό.
10. Ο συνδυασμός, ο οποίος παρουσιάζει το μικρότερο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) για το σύνολο των ετών αξιολόγησης επιλέγεται και σχηματίζεται το τελικό ασαφές μοντέλο πρόβλεψης.
11. Σχηματίζεται το αριστερό τμήμα του κανόνα για κάθε έτος πρόβλεψης, με βάση το συνδυασμό που επιλέχθηκε μετά την ολοκλήρωση του προηγούμενου βήματος και προσδιορίζεται ο αντίστοιχος κανόνας.
12. Τελικά, υπολογίζεται το απαιτούμενο ποσό της ενέργειας που θα ζητηθεί κατά το έτος πρόβλεψης, όπως στο βήμα 9. Επίσης, υπολογίζεται και η τυπική απόκλιση.



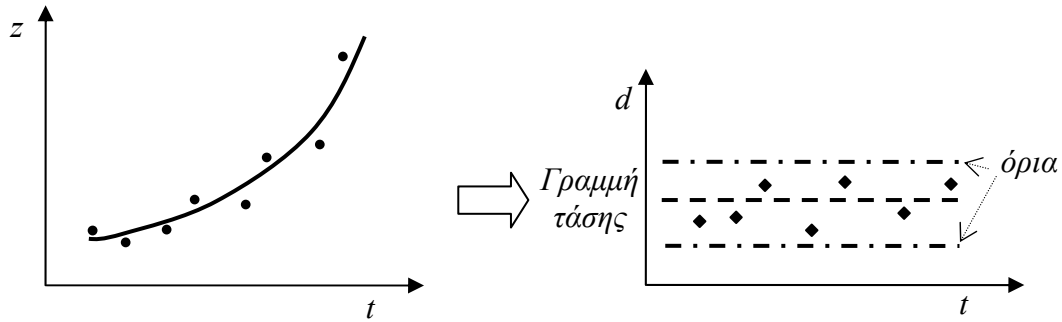
Σχήμα 5.1: Διάγραμμα ροής του ασαφούς μοντέλου.

5.3.1 Μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου

Οι μεταβλητές εισόδου περιλαμβάνουν παραμέτρους, όπως το πλήθος ή/και το είδος καταναλωτών, η κατανάλωση ενέργειας, οι θερμοκρασίες και οι διάφοροι στατιστικοί δείκτες. Οι πραγματικές τιμές των μεταβλητών που καταγράφονται στη βάση δεδομένων μετασχηματίζονται με τέτοιο τρόπο, ώστε να μπορούν να επεξεργαστούν όσο το δυνατό καλύτερα. Έτσι, για τις μεταβλητές με ομαλή αύξηση τιμής χρησιμοποιούνται οι διαφορές των μεταβλητών αυτών, ενώ για τις μεταβλητές με εκθετικά αυξανόμενες τιμές χρησιμοποιούνται οι σχετικές μεταβολές. Τα συστήματα που η λειτουργία τους βασίζεται στην ασαφή λογική ή τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν μπορούν να πραγματοποιήσουν απ' ευθείας πρόβλεψη, γιατί οι μελλοντικές τιμές συνήθως δεν βρίσκονται στο εύρος τιμών των ιστορικών τους δεδομένων. Το πλεονέκτημα της χρήσης των διαφορών ή των σχετικών διαφορών είναι ότι οι τιμές τους βρίσκονται μέσα στο εύρος των ιστορικών δεδομένων τους και είναι εύκολο να χρησιμοποιηθούν αυτά ή να προβλεφθούν οι μελλοντικές τους τιμές (Σχήματα 5.2 και 5.3).



Σχήμα 5.2: Μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου με ομαλή αύξηση τιμής: η διαφορά d της μεταβλητής z χρησιμοποιείται, με σκοπό να περιοριστεί το αντίστοιχο εύρος τιμών εντός συγκεκριμένου διαστήματος κοινού μεταξύ των ιστορικών δεδομένων και των μελλοντικών τιμών.



Σχήμα 5.3: Μετασχηματισμός των μεταβλητών εισόδου με εκθετική αύξηση τιμής: η σχετική διαφορά r της μεταβλητής z χρησιμοποιείται, με σκοπό να περιοριστεί το αντίστοιχο εύρος τιμών εντός συγκεκριμένου διαστήματος κοινού μεταξύ των ιστορικών δεδομένων και των μελλοντικών τιμών.

Αντί της τιμής z_{jk} της j -ιστής μεταβλητής z_j κατά τη διάρκεια του k -ιστού έτους, χρησιμοποιείται είτε η διαφορά d_{jk} :

$$d_{jk} = z_{jk} - z_{j(k-1)} \quad (5.5)$$

είτε η σχετική διαφορά:

$$r_{jk} = d_{jk} / z_{j(k-1)} \quad (5.6)$$

Από εδώ και στο εξής αυτές οι μεταβλητές σημειώνονται ως p_j με τιμές:

$$p_{jk} = r_{jk} \text{ or } d_{jk} : k = 1, \dots, Y \quad (5.7)$$

όπου Y είναι ο αριθμός των ετών για τα οποία υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα.

Η έλλειψη δεδομένων για συγκεκριμένες χαρακτηριστικές εισόδους ενός έτους μπορεί να αντιμετωπισθεί παραλείποντας το συγκεκριμένο έτος, χωρίς να υπάρχει πρόβλημα λόγω της διάσπασης της συνέχειας των δεδομένων, σε αντίθεση με ό,τι συμβαίνει με τα παλινδρομικά μοντέλα.

5.3.2 Ασαφοποίηση & βάση κανόνων

Η ασαφοποίηση πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής. Θα πρέπει να επιλεγούν ο περιττός αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής t και το πλάτος των βάσεων των τριγώνων που θα χρησιμοποιηθούν, ώστε να βελτιστοποιηθεί η λειτουργία του ασαφούς μοντέλου πρόβλεψης. Το κέντρο του μεσαίου τριγώνου c_j μιας

μεταβλητής p_j και η αρχική τιμή του πλάτους της βάσης b_{ji} του καθενός τριγώνου, δίνονται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$c_j = \sum_{k=1}^Y p_{jk} / Y \quad (5.8)$$

και

$$b_{ji} = 2 \cdot \left(\max_{k=1, \dots, Y} p_{jk} - \min_{k=1, \dots, Y} p_{jk} \right) / (t_j - 1) \quad (5.9)$$

όπου t_j είναι ο αριθμός των τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής της μεταβλητής p_j . Στη συνέχεια, το πλάτος της βάσης του τριγώνου μεταβάλλεται κατά $\pm a\%$ με βήμα $s\%$, καθώς το κέντρο του μεσαίου τριγώνου παραμένει σταθερό. Έτσι ο αριθμός των πιθανών τριγώνων h , που θα εξετασθούν ανά μεταβλητή, ισούται με:

$$h = 2 \cdot \left\lceil \frac{a}{s} \right\rceil + 1 \quad (5.10)$$

όπου $\lceil \cdot \rceil$ δηλώνει τη στρογγυλοποίηση προς τα άνω.

Άρα, αν n μεταβλητές εισόδου υπάρχουν, ο συνολικός αριθμός των συνδυασμών που δημιουργούνται είναι h^n . Ακολούθως, η ασαφοποίηση και η βάση κανόνων συμπληρώνονται για κάθε ένα σενάριο των τιμών t_j και b_j για όλες τις μεταβλητές.

5.3.3 Μηχανισμός συμπεράσματος και αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της ασαφοποίησης, όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί ταξινομούνται και λαμβάνονται οι διάφορες ασαφείς τιμές της εξόδου, για κάθε ένα συνδυασμό των κανόνων εισόδου από τα έτη εκπαίδευσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, η έξοδος να επηρεάζεται καλύτερα από το σύνολο των ασαφών τιμών που λαμβάνονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, και όχι μόνο από την ασαφή τιμή που πλειοψηφεί. Για να επιτευχθεί αυτό, το μοντέλο χρησιμοποιεί μια διαδικασία με βάρη. Αν υποθέσουμε ότι για κάθε μια ασαφή τιμή εξόδου του μοντέλου υπάρχει και το ανάλογο βάρος, η τιμή -2 χρησιμοποιείται για την τιμή 'Very Negative', η τιμή -1 χρησιμοποιείται για τη 'NEgative', η τιμή 0 χρησιμοποιείται για τη 'ZEro', η τιμή 1 χρησιμοποιείται για τη 'PoSitive' και η τιμή 2 χρησιμοποιείται για τη 'Big Positive'. Για παράδειγμα, σε κάποιο κανόνα οι τιμές της εξόδου μπορεί να παρουσιάζουν την ακόλουθη συχνότητα:

$$VN(1) \quad NE(3) \quad ZE(2) \quad PS(2) \quad BP(2)$$

Σύμφωνα με την επιλογή της μέγιστης συχνότητας θα έπρεπε να επιλεγεί η ασαφής τιμή ‘NE’, αλλά με βάση τη διαδικασία χρήσης των βαρών το αποτέλεσμα είναι διαφορετικό. Ειδικότερα ισχύει:

$$\frac{1 \cdot (-2) + 3 \cdot (-1) + 2 \cdot 0 + 2 \cdot 1 + 2 \cdot 2}{1 + 3 + 2 + 2 + 2} = 0.1$$

Το μοντέλο επιλέγει την ασαφή τιμή ‘ZE’, αφού το συνολικό μέσο βάρος του κανόνα πλησιάζει την ασαφή τιμή ‘ZE’. Αν ένας κανόνας δεν εμφανίζεται καθόλου, τότε η ασαφής τιμή που επιλέγεται ως έξοδος είναι η ‘ZE’. Αν ένας κανόνας εμφανίζεται μόνο μια φορά, τότε το βάρος της εξόδου ημι-διπλασιάζεται, ώστε να μην επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό το μοντέλο πρόβλεψης, αφού μια μόνο εμφάνιση του κανόνα αυτού δε συνεπάγεται μεγάλη αξιοπιστία.

Ακολούθως, για κάθε έναν κανόνα επιλέγεται η ασαφής τιμή της εξόδου με τη μεγαλύτερη βαρύτητα σύμφωνα με την εκπαίδευση. Στη συνέχεια, το μοντέλο λαμβάνοντας τα δεδομένα εισόδου για καθένα από τα έτη που περιλαμβάνονται στο σύνολο αξιολόγησης, δημιουργεί το αριστερό τμήμα των κανόνων των αντίστοιχων ετών. Από τη βάση κανόνων επιλέγονται οι κανόνες που αντιστοιχούν στο αριστερό τμήμα των κανόνων που δημιουργήθηκαν για τα έτη αξιολόγησης και διαβάζονται οι έξοδοί τους.

Εφαρμόζοντας το μηχανισμό συμπεράσματος και το κριτήριο του κέντρου περιοχής (COA) υπολογίζεται η διαφορά ανάμεσα στην προβλεπόμενη τιμή της ενέργειας του καθενός έτους αξιολόγησης και της αντίστοιχης τιμής του προηγούμενου έτους.

Τελικά, για κάθε συνδυασμό βρίσκουμε το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) για το σύνολο των ετών αξιολόγησης και χρησιμοποιείται ως κριτήριο για τη σύγκριση ανάμεσα στα αποτελέσματα των διάφορων συνδυασμών.

5.3.4 Βελτιστοποίηση της επιλογής των μεταβλητών εισόδου

Εξετάζοντας όλους τους δυνατούς συνδυασμούς και για τις N μεταβλητές εισόδου, η βασική μορφή του ασαφούς μοντέλου θα πρέπει να εκτελεσθεί 2^N φορές. Λαμβάνοντας υπόψη το πλήθος των πλατών βάσης τριγώνου που δοκιμάζονται σύμφωνα με τη σχέση (5.10) κατά τη διαδικασία βελτιστοποίησης της συνάρτησης συμμετοχής, ο τελικός αριθμός συνδυασμών που δημιουργούνται θεωρώντας προς στιγμή το πλήθος των τριγώνων σταθερό και ίδιο για όλες τις μεταβλητές είναι ίσος:

$$\text{συνδυασμοί} = \sum_{v=1}^N \binom{N}{v} \cdot h^v : t_j = \text{const}, \forall j \quad (5.11)$$

Η αρχική προ-επεξεργασία οδηγεί κατά μέσο όρο σε 15 μεταβλητές, όπως στο [5.15]. Λόγω του πλήθους των δυνατών συνδυασμών γίνεται επιτακτική ανάγκη για την αρχική

διαδικασία να επαναλαμβάνεται με ένα δείκτη συσχέτισης ανάμεσα στην είσοδο-έξοδο και μια ετεροσυσχέτιση ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου, και έτσι ο αριθμός των δυνατών συνδυασμών να μειώνεται. Εάν ο δείκτης συσχέτισης ανάμεσα στον όρο p_j και στην έξοδο y είναι μεγαλύτερος από μια προκαθορισμένη τιμή cor_1 , τότε η μετασχηματισμένη μεταβλητή εισόδου p_j παραμένει για περαιτέρω διερεύνηση, αλλιώς δε λαμβάνεται υπόψη παρακάτω.

Στη συνέχεια, για τις εισόδους που διατηρούνται εκτελείται μια ανάλυση διασταύρωσης της ετεροσυσχέτισης. Εάν ο δείκτης ετεροσυσχέτισης ανάμεσα σε δύο όρους είναι μικρότερος από μια προκαθορισμένη τιμή cor_2 τότε και οι δυο όροι διατηρούνται, αλλιώς μόνο ο όρος με τη μεγαλύτερη συσχέτιση σε σχέση με την έξοδο y διατηρείται, ενώ ο άλλος δε λαμβάνεται υπόψη παρακάτω. Οπότε οι μεταβλητές εισόδου, οι οποίες χρησιμοποιούνται από το μοντέλο, μειώνονται από N σε n , άρα και οι συνδυασμοί μειώνονται επίσης.

5.3.5 Τελική πρόβλεψη

Τελικά, καθορίζονται για κάθε έναν από τους δυνατούς συνδυασμούς των n μεταβλητών εισόδου που επικρατούν, η ασαφής τιμή κάθε εισόδου, η οποία αντιστοιχεί στα δεδομένα του καθενός έτους εκπαίδευσης. Επιπλέον, καθορίζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής, για όλες τις ασαφείς μεταβλητές, για κάθε έναν συνδυασμό αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής και πλάτους της βάσης των τριγώνων τους. Σαν αποτέλεσμα, δημιουργούνται κανόνες για κάθε έτος, των οποίων ο αριθμός ποικίλει από 2^0 έως 2^n . Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται τόσες φορές, όσες χρειάζεται, ώστε να ελεγχθούν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί. Αφού αυτή η διαδικασία έχει ολοκληρωθεί επιλέγεται ο συνδυασμός, ο οποίος παρουσιάζει το μικρότερο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) στην πρόβλεψη για το σύνολο των ετών αξιολόγησης. Στη συνέχεια, αυτός ο συνδυασμός χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση της πρόβλεψης για το έτος πρόβλεψης. Η πρόβλεψη πραγματοποιείται με ακριβώς τον ίδιο τρόπο που γίνεται και για το σύνολο αξιολόγησης. Η μόνη διαφορά είναι ότι σ' αυτήν την περίπτωση ο συνδυασμός για το πλάτος των βάσεων και τα δεδομένα εισόδου είναι δεδομένα. Η τιμή της ενέργειας που απαιτείται για κάθε έτος πρόβλεψης προκύπτει από τη διαφορά της προβλεπόμενης τιμής για το έτος πρόβλεψης και του ποσού της ενέργειας που απαιτήθηκε κατά το προηγούμενο έτος.

5.3.6 Τυπική απόκλιση

Για να υπολογιστεί η τυπική απόκλιση και το αντίστοιχο διάστημα εμπιστοσύνης εφαρμόζονται: (α) η μέθοδος στατιστική ανάλυση, (β) η μέθοδος της επαναδειγματοληψίας και (γ) η μέθοδος υπολογισμού της τυπικής απόκλισης μέσω των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής

Ουσιαστικά ο αναλυτικός υπολογισμός της τυπικής απόκλισης είναι μία από τις κυριότερες συνεισφορές της προτεινόμενης μεθόδου, διότι προσδιορίζεται μέσω των στοιχείων της συνάρτησης συμμετοχής και όχι μέσω των πειραματικών στοιχείων, όπως συμβαίνει στον υπολογισμό των διαστημάτων εμπιστοσύνης με τη μέθοδο της επαναδειγματοληψίας για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [5.21]. Στην παρούσα περίπτωση για

τον προσδιορισμό του αντίστοιχου διαστήματος εμπιστοσύνης, αρκεί πλέον να προσδιοριστεί/υποθεθεί το είδος της πιθανοτικής κατανομής του σφάλματος (π.χ. Gauss) για να προσδιοριστούν τα αντίστοιχα όρια εμπιστοσύνης (π.χ. $(\bar{\mu} - 3 \cdot \sigma, \bar{\mu} + 3 \cdot \sigma)$ για βαθμό εμπιστοσύνης 99.73%).

5.4 Ετήσια Πρόβλεψη Ενέργειας για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας

5.4.1 Προ-επεξεργασία δεδομένων

Η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόστηκε για την ετήσια πρόβλεψη ενέργειας για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην εφαρμογή αυτή έχουν ληφθεί από τη Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού (ΔΕΗ), την Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (ΕΜΥ) και την Εθνική Στατιστική Υπηρεσία της Ελλάδας. Οι τιμές των μεταβλητών στη βάση δεδομένων αφορούν την περίοδο 1986-2000. Η χρονική περίοδος για την οποία πραγματοποιείται πρόβλεψη είναι τα έτη 2001-2003.

Τα διαθέσιμα δεδομένα προ-επεξεργάζονται με σκοπό να συμπληρωθούν τα χαμένα δεδομένα και μετατρέπονται αυτά κατάλληλα έτσι, ώστε το πλήθος της διάστασης των δεδομένων να περιοριστεί. Για παράδειγμα, οι μέσες ωριαίες θερμοκρασίες μετατρέπονται σε θερμοημέρες και ψυχροημέρες, όπως φαίνεται παρακάτω:

$$\text{Εάν } \bar{T} < T_h, \text{ τότε θερμοημέρα} = T_h - \bar{T}, \text{ τότε ψυχροημέρα} = 0 \quad (5.12)$$

$$\text{Εάν } \bar{T} > T_w, \text{ τότε ψυχροημέρα} = \bar{T} - T_w, \text{ τότε θερμοημέρα} = 0 \quad (5.13)$$

Όπου \bar{T} είναι η μέση ημερήσια θερμοκρασία, T_h είναι η τιμή κατωφλίου της θερμοκρασίας κάτω από την οποία είναι απαραίτητη η θέρμανση (για την Ελλάδα 20°C) και T_w είναι η τιμή κατωφλίου της θερμοκρασίας πάνω από την οποία είναι απαραίτητη η ψύξη (για την Ελλάδα 25°C).

Με βάση τη γνώση και την εμπειρία των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας και μέσω μιας διαδικασίας προ-επεξεργασίας, στο μοντέλο πρόβλεψης εισάγονται τα παρακάτω δεδομένα:

- η ετήσια ενέργεια (y),
- ο αύξοντας αριθμός του τρέχοντος έτους (x_1),
- η ετήσια ενέργεια του προηγούμενου έτους (x_2),
- οι θερμο-ημέρες (x_3),
- οι ψυχρο-ημέρες (x_4),
- το ακαθάριστο εθνικό προϊόν (ΑΕΠ) (x_5),
- ο στατιστικός δείκτης των παραγώγων πετρελαίου και άνθρακα (x_6),
- ο στατιστικός δείκτης των βιομηχανικών προϊόντων (x_7),
- ο στατιστικός δείκτης των βασικών μετάλλων (x_8),

- ο στατιστικός δείκτης της παραγωγής τελικών μεταλλικών προϊόντων (x_9),
- ο στατιστικός δείκτης του χαρτιού και των παραγώγων χαρτιού (x_{10}),
- ο στατιστικός δείκτης των χημικών προϊόντων (x_{11}),
- ο στατιστικός δείκτης των τροφίμων και ποτών (x_{12}),
- ο στατιστικός δείκτης των διαρκών καταναλωτικών αγαθών (x_{13}),
- ο στατιστικός δείκτης των μη διαρκών καταναλωτικών αγαθών (x_{14}) και
- ο αριθμός των καταναλωτών (x_{15}).

5.4.2 Εφαρμογή του Μοντέλου Ασαφούς Λογικής

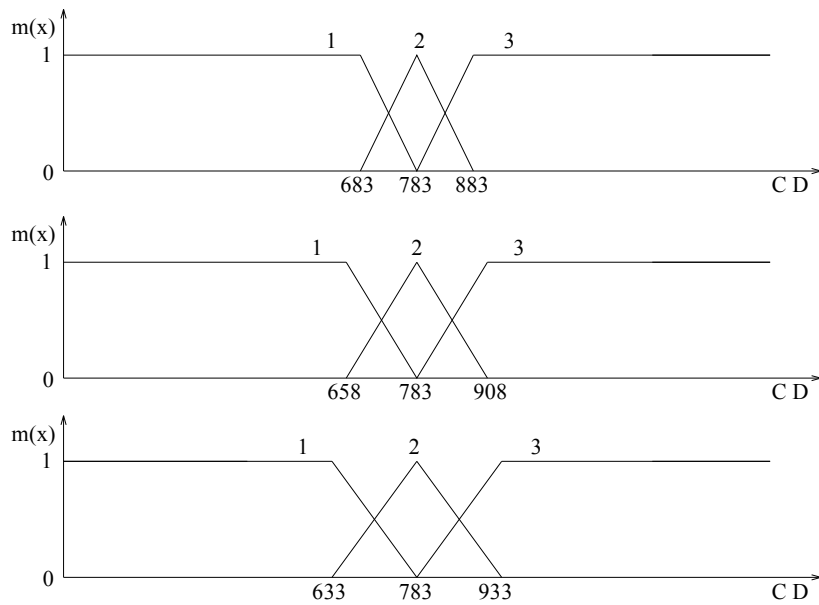
Ο αύξων αριθμός του έτους και οι αριθμοί που αναφέρονται στις θερμοημέρες και ψυχροημέρες αντίστοιχα δεν μετασχηματίζονται. Το ΑΕΠ μετασχηματίζεται στη σχετική διαφορά και οι υπόλοιπες μεταβλητές μετασχηματίζονται στις διαφορές, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.3.1.

Ακολουθώς υπολογίζονται οι δείκτες συσχέτισης ανάμεσα στα x_j , r_j ή d_j και στην έξοδο y . Οι συντελεστές $\text{cor}_1=0,2$ και $\text{cor}_2=0,9$ οδηγούν στις ακόλουθες μεταβλητές εισόδου r_2 , x_3 , x_4 και d_{10} . Εξετάζονται όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί για $a=20\%$, βήμα $s=8\%$, $t=3, 5$ ή 7 , χρησιμοποιώντας ως έτη εκπαίδευσης τα έτη 1986-2000. Το σύνολο αξιολόγησης είναι ίδιο με το σύνολο εκπαίδευσης. Το τελικό μοντέλο περιλαμβάνει τις μεταβλητές εισόδου x_3 , x_4 και d_{10} .

Το σύστημα τελικά ρυθμίζεται για 3, 5, 7 συναρτήσεις συμμετοχής, πλάτη των συναρτήσεων συμμετοχής των μεταβλητών: $x_3=400-600$ (με βήμα=40), (δηλαδή 400-440-480-520-560-600), $x_4=200-300$ (με βήμα=20), $d_{10}=28-42$ (με βήμα=2.8) και $d_{energy}=1370-2054$ (με βήμα=137).

Το καλύτερο αποτέλεσμα για το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) είναι 0,73% και επιτυγχάνεται για τρεις συναρτήσεις συμμετοχής για τα x_3 , x_4 και πέντε συναρτήσεις συμμετοχής για τις d_{10} , d_{energy} , πλάτος των τριγώνων των συναρτήσεων συμμετοχής $x_3=600$, $x_4=240$, $d_{10}=30.8$ και $d_{energy}=1370$. Το μοντέλο ασαφούς λογικής επιλέγει τους συνδυασμούς του συνόλου αξιολόγησης με το μικρότερο σφάλμα. Ο συνολικός αριθμός των κανόνων είναι $3 \times 3 \times 5 = 45$.

Στο Σχήμα 5.4 παρουσιάζονται τρεις διαφορετικές περιπτώσεις από το σύνολο των συναρτήσεων συμμετοχής, οι οποίες αναφέρονται στις ψυχροημέρες. Η μεσαία γραφική παράσταση αναφέρεται στη βασική (κεντρική) μορφή του πλάτους των τριγώνων των συναρτήσεων συμμετοχής, η πάνω στο -20% του πλάτους και η κάτω στο +20% του πλάτους για $t=3$.



Σχήμα 5.4: Παράδειγμα της αρχιτεκτονικής μορφής των συναρτήσεων συμμετοχής των ψυχομετρών για τρεις διαφορετικές περιπτώσεις: +20% του βασικού (κεντρικού) πλάτους, βασική μορφή και -20% του βασικού πλάτους.

Στο Σχήμα 5.5 απεικονίζονται οι τελικά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις συμμετοχής για τις τρεις μεταβλητές εισόδου και τη μια έξοδο.

Στο Σχήμα 5.6 παρουσιάζονται η ανάλυση του μηχανισμού συμπεράσματος Larsen Max-Product, DOF, με χρήση της μεθόδου του περιγράμματος για την περίπτωση του έτους 2003 αναφορικά με την ετήσια ενέργεια.

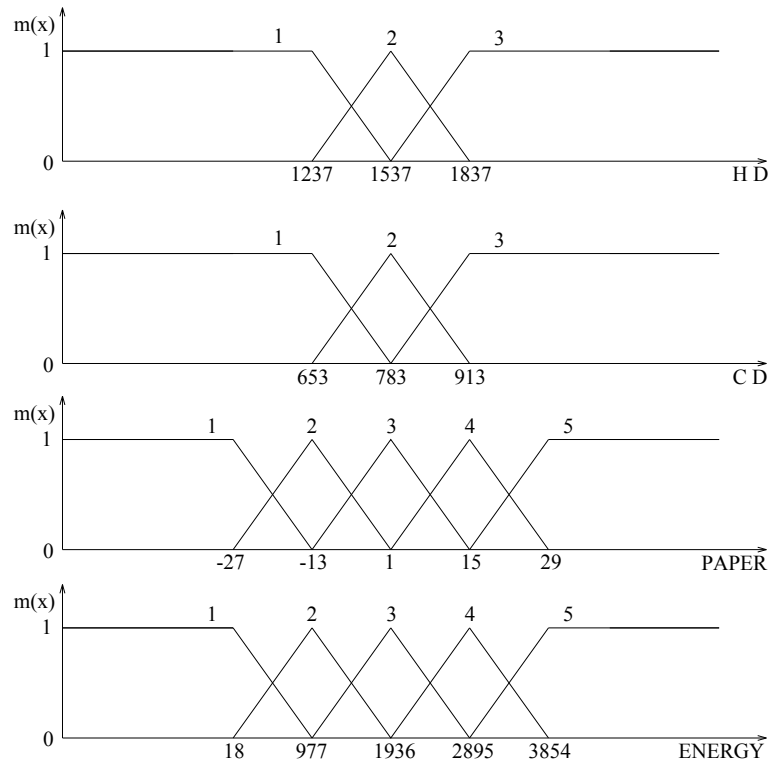
Υπάρχουν $2^3=8$ κανόνες, οι οποίοι ενεργοποιούνται από τις εισόδου του μοντέλου για την περίπτωση του έτους 2003. Για τις τρεις μεταβλητές εισόδου έχοντας $[x_3 \ x_4 \ d_{10}]^T = [1581 \ 897 \ 10]^T$ προκύπτουν οι ακόλουθοι κανόνες:

$$\begin{array}{cccc}
 R_1(m_{3,2}-m_{4,3}-m_{10,4}) & R_2(m_{3,3}-m_{4,2}-m_{10,3}) & R_3(m_{3,2}-m_{4,3}-m_{10,3}) & R_4(m_{3,3}-m_{4,3}-m_{10,3}) \\
 R_5(m_{3,2}-m_{4,2}-m_{10,3}) & R_6(m_{3,3}-m_{4,2}-m_{10,4}) & R_7(m_{3,3}-m_{4,3}-m_{10,4}) & R_8(m_{3,2}-m_{4,2}-m_{10,4})
 \end{array}$$

Ο βαθμός πλήρωσης για το R_1 είναι:

$$dof_{R_1} = m_{3,2}(x_3 = 1581) \cdot m_{4,3}(x_4 = 897) \cdot m_{10,3}(d_{10} = 10)$$

$$\Rightarrow dof_{R_1} = 0,853 \cdot 0,95 \cdot 0,584 = 0,473$$

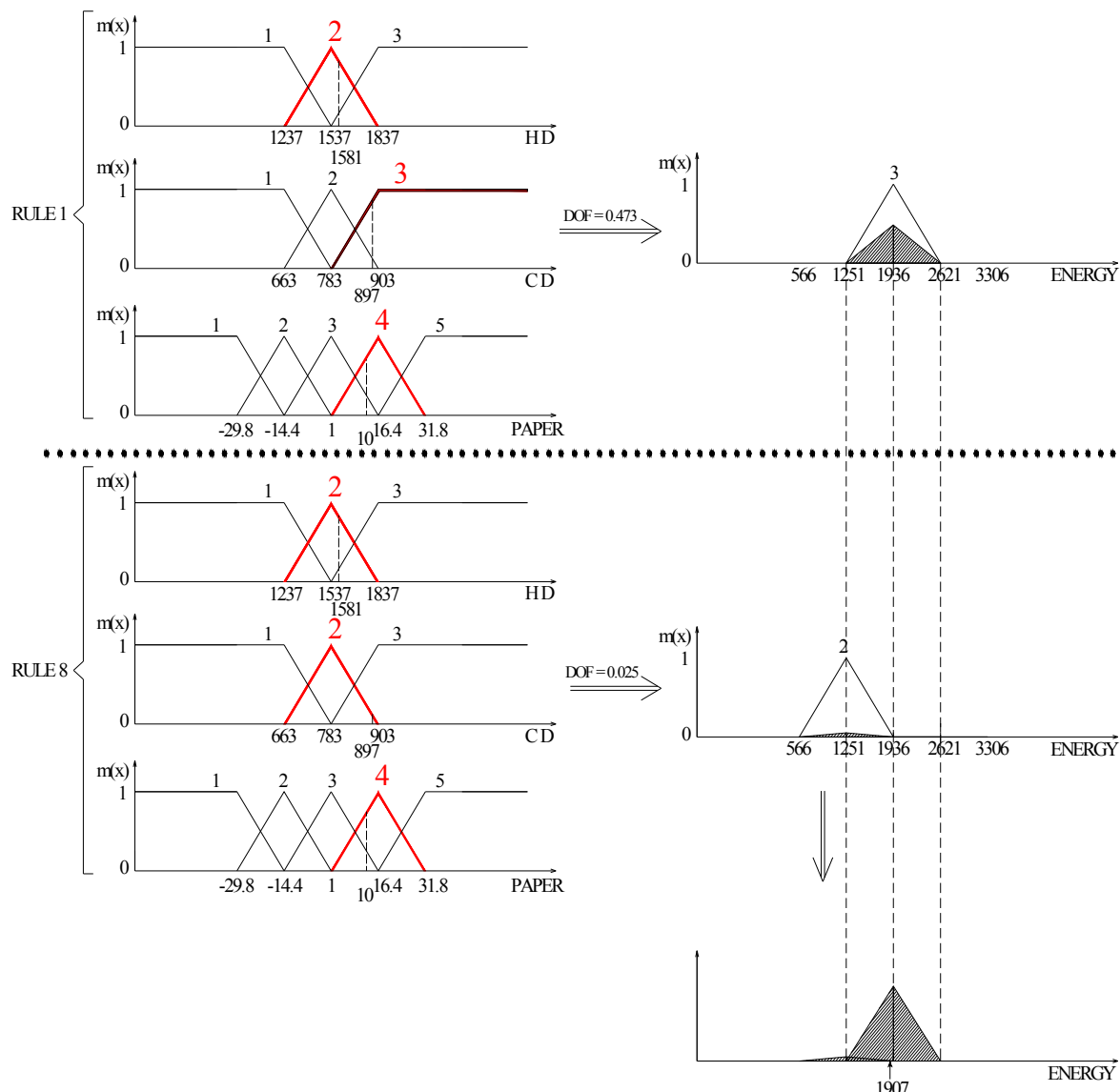


Σχήμα 5.5: Συναρτήσεις συμμετοχής για τις τελικά χρησιμοποιούμενες τρεις εισόδους και τη διαφορά της ετήσιας ενέργειας (έξοδος).

Ο κανόνας R_1 έχει συνάρτηση συμμετοχής της εξόδου $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ για την ετήσια διαφορά της ενέργειας με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R1}=0,473$. Για τους υπόλοιπους κανόνες ισχύουν συνοπτικά:

- Ο κανόνας R_2 έχει συνάρτηση συμμετοχής $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R2}=0,003$.
- Ο κανόνας R_3 έχει $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R3}=0,337$.
- Ο κανόνας R_4 έχει $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R4}=0,058$.
- Ο κανόνας R_5 έχει $m_{\text{Energy},2}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R5}=0,018$.
- Ο κανόνας R_6 έχει $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R6}=0,004$.
- Ο κανόνας R_7 έχει $m_{\text{Energy},3}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R7}=0,082$.
- Ο κανόνας R_8 έχει $m_{\text{Energy},2}(d_{\text{energy}})$ με βαθμό πλήρωσης $\text{dof}_{R8}=0,025$.

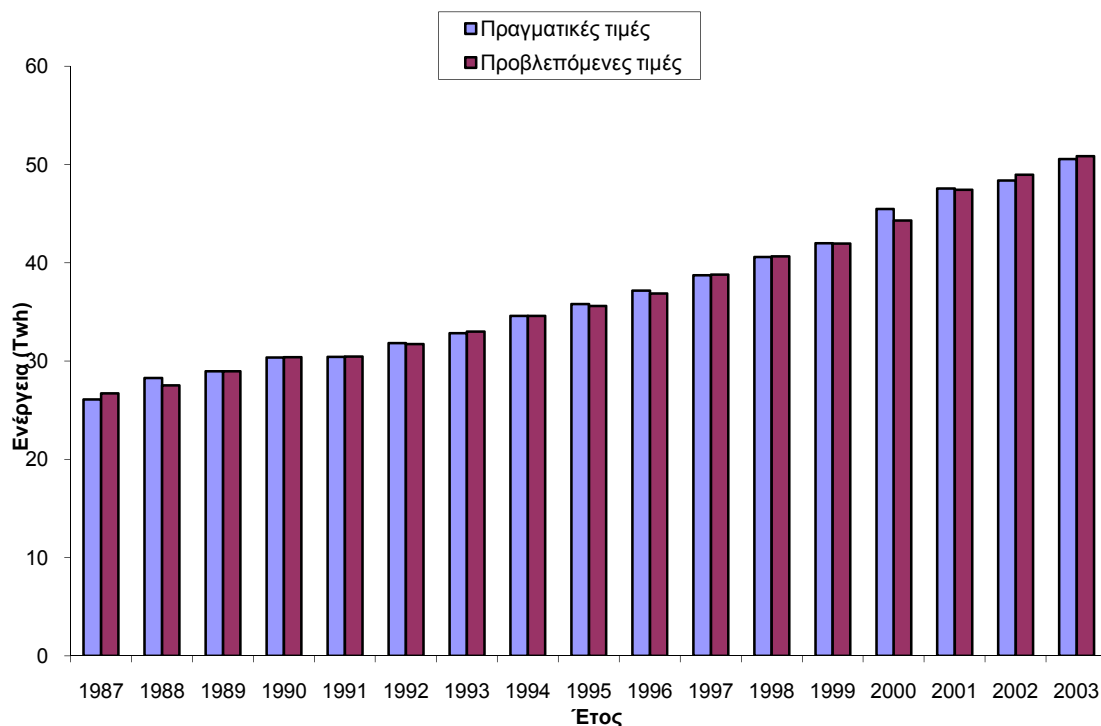
Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του περιγράμματος προσδιορίζεται η συνδυασμένη μορφή της συνάρτησης συμμετοχής. Η καμπύλη της εξόδου απεικονίζεται στο Σχήμα 5.6 και είναι το αποτέλεσμα της ενεργοποίησης των 8 κανόνων που αναφέρθηκε προηγουμένως. Σε μια πιο γενική περίπτωση η καμπύλη της εξόδου μπορεί να έχει περισσότερα από δύο τοπικά μέγιστα.



Σχήμα 5.6: Παράδειγμα της εφαρμογής Larsen Max-Product, του βαθμού εκπλήρωσης DOF, και της μεθόδου περιγράμματος (border method) παρουσιάζεται για την περίπτωση του έτους 2003 όσον αφορά την ετήσια ενέργεια.

Οι πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές που προέκυψαν από την εφαρμογή του μοντέλου στο Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας για τα έτη εκπαίδευσης και πρόβλεψης φαίνονται το Σχήμα 5.7.

Το αντίστοιχο μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) για τα τρία προβλεπόμενα έτη, 2001-2003, είναι 0,70%. Τα αναλυτικά αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.1. Διευκρινίζεται ότι ως σφάλμα θεωρείται η διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής τιμής.



Σχήμα 5.7: Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές της ετήσιας ενέργειας του Ελληνικού Συστήματος Ενέργειας για το σύνολο εκπαίδευσης (έτη 1987-2000) και για το σύνολο πρόβλεψης (έτη 2001-2003).

Πίνακας 5.1. Ετήσιο μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενεργείας για τα έτη 2001-2003 για το ελληνικό σύστημα ενεργείας με χρήση ασαφούς λογικής

Έτος	Πραγματική τιμή GWh	Προβλεπόμενη τιμή GWh	Σφάλμα (%)	Τυπική Απόκλιση GWh
2001	47560	47410	-0,32	372
2002	48378	48945	1,17	643
2003	50539	50852	0,62	363

5.4.3 Σύγκριση του Προτεινόμενου Μοντέλου

Τα αποτελέσματα του συστήματος που αναπτύχθηκε συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τα επόμενα επτά ευρέως χρησιμοποιούμενα μοντέλα πρόβλεψης:

1. Μοντέλο απλής παλινδρόμησης, στο οποίο η ετήσια ενέργεια y εκφράζεται ως η γραμμική συνάρτηση του τρέχοντος έτους x_1 ($y = a_0 + a_1 \cdot x_1$).
2. Μοντέλο παλινδρόμησης δεύτερης τάξης του έτους x_1 ($y = a_0 + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_1^2$).
3. Μοντέλο παλινδρόμησης τρίτης τάξης του έτους x_1 ($y = a_0 + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_1^2 + a_3 \cdot x_1^3$).
4. Μοντέλο παλινδρόμησης τέταρτης τάξης του έτους x_1 ($y = a_0 + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_1^2 + a_3 \cdot x_1^3 + a_4 \cdot x_1^4$).
5. Μοντέλο εκθετικής παλινδρόμησης ($y = c_1 \cdot e^{-c_2 \cdot x_1}$).
6. Μοντέλο λογαριθμικής παλινδρόμησης ($y = c_1 \cdot \log(c_2 \cdot x_1)$).

7. Μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης, στο οποίο η ετήσια ενέργεια εκφράζεται ως ένας γραμμικός συνδυασμός των $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_7, x_9, x_{10}$ και x_{14} . Αυτές οι εννιά μεταβλητές επιλέγονται με τη διαδικασία της ανάλυσης συσχέτισης.

Τα αποτελέσματα επιπλέον συγκρίνονται με ένα προσαρμοζόμενο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN), στο οποίο η επιλογή των τελικά χρησιμοποιούμενων μεταβλητών εισόδου προκύπτουν μέσω της διαδικασίας συσχέτισης και οι παράμετροι του τεχνητού νευρωνικού δικτύου (αριθμός νευρώνων, αρχικοποίηση της τιμής του ρυθμού μάθησης, κ.α.) ρυθμίζονται κατάλληλα έτσι, ώστε να βελτιστοποιηθούν τα αντίστοιχα αποτελέσματα [5.15].

Όλα τα μοντέλα χρησιμοποιούν τα δεδομένα των ετών 1986-2000 ως σύνολο εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή των μοντέλων που αναφέρθηκαν παραπάνω παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.2, όπου το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα (MAPE) αναφέρεται συνολικά και στα τρία έτη πρόβλεψης.

Πίνακας 5.2. Ετήσιο μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενεργείας για τα έτη 2001-2003 για το ελληνικό σύστημα ενέργειας με χρήση μοντέλων παλινδρόμησης και ενός προσαρμοζόμενου τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN)

Μοντέλο	1	2	3	4	5	6	7	ANN
\hat{Y}_{2001} (GWh)	44474	46410	47857	47931	45626	44458	48716	47059
σ_{2001} (GWh)	508	506	560	883	460	511	1215	---
e_{2001} (%)	-6,49	2,42	0,66	0,78	-4,07	-6,52	2,43	-1,06
\hat{Y}_{2002} (GWh)	45797	48458	50991	51157	47437	45775	49401	48434
σ_{2002} (GWh)	559	648	876	1746	529	561	1272	---
e_{2002} (%)	-5,34	0,17	5,40	5,75	-1,94	-5,38	2,11	0,12
\hat{Y}_{2003} (GWh)	47119	50592	54530	54837	49321	47091	51995	50041
σ_{2003} (GWh)	610	810	1291	3061	604	612	1555	---
e_{2003} (%)	-6,77	0,10	7,90	8,50	-2,41	-6,82	2,88	-0,99
MAPE(%)	6,20	0,90	4,65	5,01	2,81	6,24	2,48	0,72

Είναι φανερό ότι τα μοντέλα παλινδρόμησης έχουν αποτελέσματα υποδεέστερα του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης. Μόνο το μοντέλο δεύτερης τάξης παλινδρόμησης και το μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η βελτίωση που επιτυγχάνεται με το προτεινόμενο μοντέλο είναι 0,02%-0,2% σε σχέση με το μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου και το μοντέλο δεύτερης τάξης παλινδρόμησης αντίστοιχα και 1,8%-5,5% σε σχέση με τα άλλα έξι μοντέλα.

Το κυριότερο πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος είναι ο υπολογισμός της τυπικής απόκλισης, καθώς το μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορεί να την υπολογίζει μόνο μέσω της τυπικής απόκλισης των ετών εκπαίδευσης σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση [5.14] (όπου N_{train} : πληθυσμός):

$$\sigma = \sqrt{\sum_{t=1}^{N_{train}} e_t^2 / (N_{train} - 1)} \quad (5.14)$$

Εφαρμόζοντας τη σχέση (5.14) για τα έτη εκπαίδευσης (1987-2000), η αντίστοιχη τυπική απόκλιση είναι 447 GWh, ενώ για τα τρία έτη πρόβλεψης η αντίστοιχη τυπική απόκλιση είναι 470 GWh. Τα αποτελέσματα είναι περίπου όμοια με αυτά του τεχνητού νευρωνικού δικτύου [5.15]. Η μέση τυπική απόκλιση του συστήματος ασαφούς λογικής για τα έτη εκπαίδευσης είναι 493 GWh και για τα τρία έτη πρόβλεψης η αντίστοιχη τυπική απόκλιση είναι 459 GWh υπολογιζόμενη με βάση τη σχέση (5.14). Άρα αποδεικνύεται ότι η σχέση (5.14) παρέχει ακριβή αποτελέσματα. Ωστόσο το βασικό πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου είναι ο αναλυτικός προσδιορισμός της τυπικής απόκλισης και όχι μέσω πειραματικών δεδομένων.

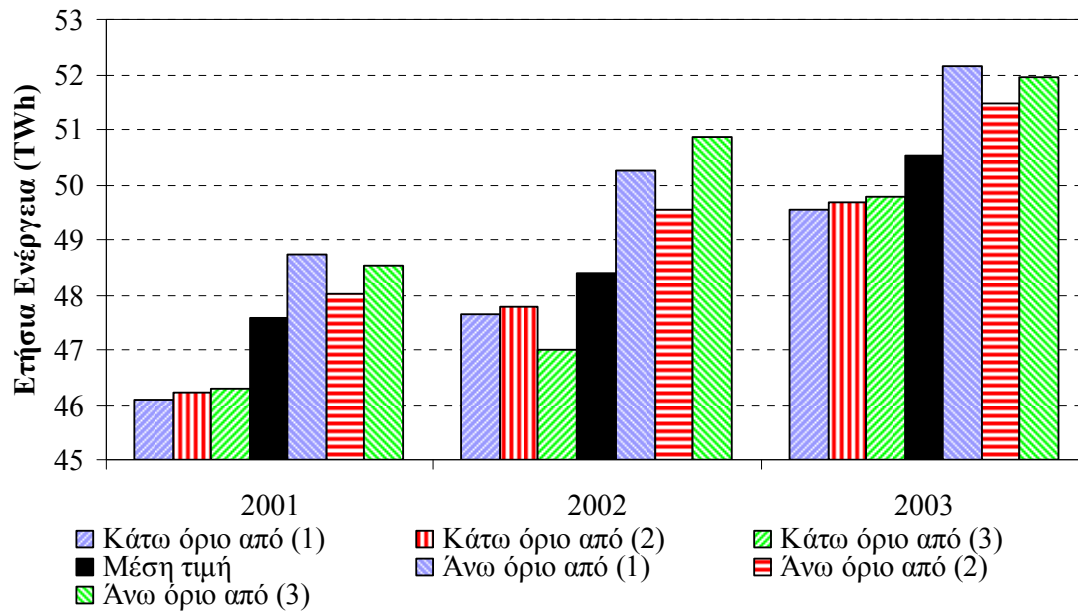
Τα διαστήματα εμπιστοσύνης των τριών τεχνικών του Πίνακα 5.3 για πιθανότητα 99,7% παρουσιάζονται επίσης στο Σχήμα 5.8. Παρατηρείται ότι για όλα τα έτη πρόβλεψης οι πραγματικές τιμές είναι μέσα στα αντίστοιχα διαστήματα εμπιστοσύνης όλων των τεχνικών. Τα χαμηλότερα όρια των διαστημάτων εμπιστοσύνης για τα έτη 2001 και 2003 είναι αρκετά παρόμοια για όλες τις τεχνικές. Για το έτος 2002 το χαμηλότερο όριο της μαθηματικής τεχνικής είναι σημαντικά μικρότερο σε σχέση με τις υπόλοιπες δυο μεθόδους. Τα ανώτερα όρια είναι αρκετά παρόμοια για την πρώτη και την τρίτη τεχνική, ενώ η τεχνική της επαναδειγματοληψίας δίνει τα μικρότερα όρια.

Ο στατιστικός υπολογισμός ο οποίος βασίζεται στα σφάλματα του συνόλου εκπαίδευσης της μεθόδου πρόβλεψης εξαρτάται από τα λάθη των ιστορικών στοιχείων. Είναι μια απλή μέθοδος, η οποία είναι ανεξάρτητη από τη μέθοδο ασαφούς λογικής.

Η τεχνική της επαναδειγματοληψίας έχει το ίδιο πλεονέκτημα, αλλά είναι περισσότερο γενική σε σχέση με τη στατιστική, επειδή η υπόθεση της κανονικής κατανομής των λαθών δεν είναι απαραίτητη. Οι υπολογιστικές ανάγκες είναι μεγαλύτερες, επειδή τα λάθη των ιστορικών στοιχείων ταξινομούνται σε ανοδική διάταξη. Σ' αυτήν την περίπτωση ο πληθυσμός του συνόλου αξιολόγησης δεν είναι αρκετά μεγάλος και έτσι κανένα συμπέρασμα δεν είναι ασφαλές για την απόδοση της τεχνικής.

Πίνακας 5.3. Διάστημα εμπιστοσύνης για την ετήσια μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας του ελληνικού διασυνδεδεμένου συστήματος χρησιμοποιώντας τις τεχνικές: (1) Στατιστικής ανάλυσης, (2) επαναδειγματοληψίας, (3) μαθηματικός υπολογισμός βασισμένος στις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς λογικής

Μέθοδος	Όρια (TWh)	2001	2002	2003
(1)	Κατώτερο	46.096	47.631	49.538
	Ανώτερο	48.724	50.259	52.166
(2)	Κατώτερο	46.230	47.765	49.672
	Ανώτερο	48.023	49.558	51.465
(3)	Τυπική Απόκλιση	0.372	0.643	0.363
	Κατώτερο	46.294	47.016	49.763
	Ανώτερο	48.526	50.874	51.941



Σχήμα 5.8: Διαστήματα εμπιστοσύνης των ακόλουθων τεχνικών: (1) στατιστικός υπολογισμός βασισμένος στα σφάλματα του συνόλου εκπαίδευσης της μεθόδου πρόβλεψης, (2) μέθοδος επαναδειγματοληψίας, (3) μαθηματικό μοντέλο βασισμένο στις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς λογικής για την ετήσια μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας του διασυνδεδεμένου Ελληνικού Συστήματος Ενέργειας χρησιμοποιώντας τη μεθοδολογία της βελτιστοποίησης της ασαφούς λογικής

Το μαθηματικό μοντέλο το οποίο βασίζεται στις συναρτήσεις συμμετοχής είναι μια ιδιαίτερη τεχνική για ένα μοντέλο ασαφούς λογικής. Το κυριότερο μειονέκτημά της είναι ότι η υπόθεση της κανονικής κατανομής των σφαλμάτων είναι απαραίτητη. Αντιθέτως τα κύρια πλεονεκτήματα της είναι: (1) ο απλός άμεσος υπολογισμός της σταθερής απόκλισης από την εξίσωση (5.14), (2) η εξάρτηση της σταθερής απόκλισης από τις συναρτήσεις συμμετοχής και της τρέχουσας προβλεφθείσας τιμής και όχι μόνο από τα ιστορικά στοιχεία. Το δεύτερο πλεονέκτημα δίνει μια γενικευμένη συμπεριφορά της σταθερής απόκλισης σε σχέση με τις προηγούμενες τεχνικές.

5.5 Ετήσια Πρόβλεψη Ενέργειας για διάφορες κατηγορίες καταναλωτών για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας

Η μέθοδος που προτάθηκε παραπάνω εκτός από το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας εφαρμόστηκε και για ετήσια μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου διαφόρων κατηγοριών καταναλωτών του Ελληνικού Συστήματος Ενέργειας. Οι κατηγορίες που θα μελετηθούν είναι οι οικιακοί καταναλωτές (στη χαμηλή τάση), οι βιομηχανικοί χαμηλής τάσης, οι εμπορικοί χαμηλής τάσης, ο δημόσιος φωτισμός (στη χαμηλή τάση), οι βιομηχανικοί μέσης τάσης και οι εμπορικοί μέσης τάσης. Για κάθε μια κατηγορία, δημιουργείται χωριστά, ένα νέο μοντέλο

ασαφούς λογικής και στη συνέχεια συγκρίνεται με το προσαρμοσμένο μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) και τα επτά μοντέλα παλινδρόμησης.

Αφού πραγματοποιηθεί ο κατάλληλος μετασχηματισμός, οι μεταβλητές εισόδου είναι οι πρώτες 14 μεταβλητές του αντίστοιχου μοντέλου που αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.4 και αφορά το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας μαζί με τον αριθμό των καταναλωτών κάθε μιας κατηγορίας (x_{15}). Η έξοδος του μοντέλου είναι η ετήσια ζήτηση της ενέργειας (y) κάθε κατηγορίας καταναλωτών.

Στον Πίνακα 5.4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή του καθενός μοντέλου μαζί με τις εισόδους που επιλέγονται κάθε φορά. Στον ίδιο πίνακα υπάρχει επίσης και η σύγκριση των αποτελεσμάτων αυτών με τα αντίστοιχα αποτελέσματα που προκύπτουν από το προσαρμοσμένο μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN), καθώς και με το καλύτερο από τα επτά μοντέλα παλινδρόμησης.

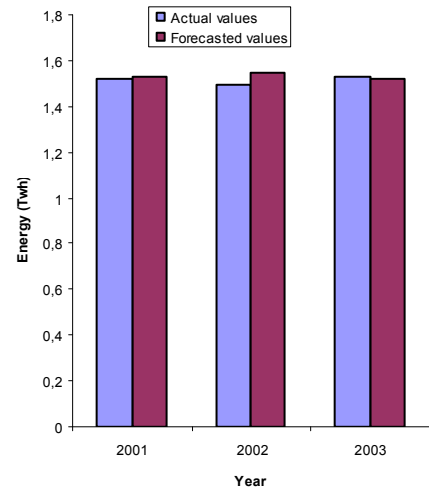
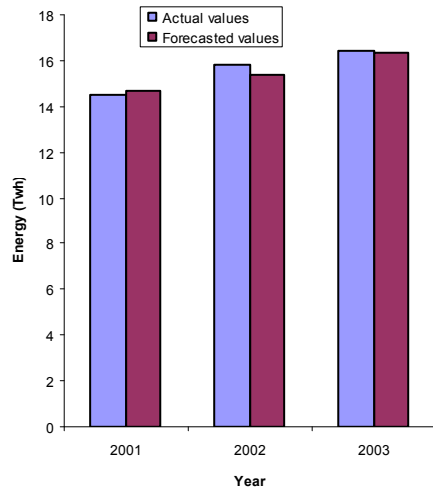
Στο Σχήμα 5.9 και στον Πίνακα 5.5 παρουσιάζονται οι αντίστοιχες πραγματικές και οι προβλεπόμενες τιμές που προκύπτουν από την εφαρμογή της προτεινόμενης μεθόδου ετήσιας πρόβλεψης ενέργειας που αφορά τα έτη 2001-2003 για τις έξι (6) διαφορετικές κατηγορίες καταναλωτών.

Από τη σύγκριση αυτή είναι φανερό ότι σε όλες τις περιπτώσεις το ασαφές μοντέλο παρέχει καλύτερα ή τουλάχιστον ισοδύναμα αποτελέσματα σε σχέση με τα κλασικά μοντέλα πρόβλεψης. Επίσης, το ίδιο μοντέλο δίνει ελάχιστα καλύτερο αποτέλεσμα συγκρινόμενο με το προσαρμοσμένο μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) σε τέσσερις από τις έξι περιπτώσεις εφαρμογής, ενώ στις υπόλοιπες δύο περιπτώσεις το αποτέλεσμα δεν υπολείπεται κατά πολύ του αντίστοιχου αποτελέσματος του ANN μοντέλου.

Πίνακας 5.4. Σύγκριση του ετήσιου μοντέλου μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας για τα έτη 2001-2003 για διάφορες κατηγορίες καταναλωτών του ελληνικού συστήματος ενέργειας

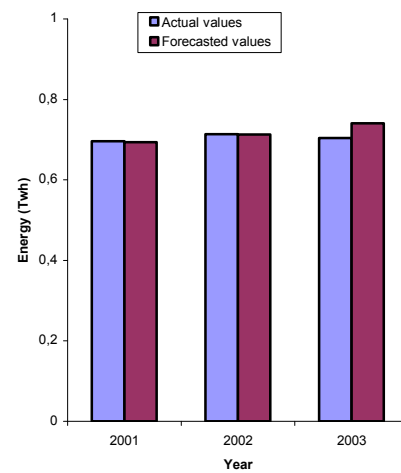
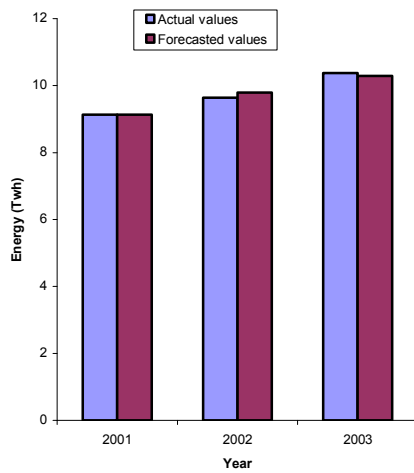
Κατηγορίες Καταναλωτών	Μοντέλο Ασαφούς Λογικής		Προσαρμοσμένο Μοντέλο ANN	
	Τελικές μεταβλητές εισόδου	MAPE (%)	Τελικές μεταβλητές εισόδου	MAPE (%)
Οικιακοί (χαμηλή τάση)	x_3, x_4, d_{10}	1,43	$x_3, x_4, d_5, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}$	1,48
Βιομηχανικοί (χαμηλή τάση)	x_3, x_4, d_{10}	1,29	$d_2, x_3, x_4, d_5, d_9, d_{10}, d_{14}$	1,47
Εμπορικοί (χαμηλή τάση)	r_5, d_7, d_9	0,95	$d_2, x_3, x_4, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}$	1,06
Δημόσιος Φωτισμός (χαμηλή τάση)	r_5, d_7, d_{10}	1,89	d_7, d_9, d_{10}, d_{14}	1,90
Βιομηχανικοί (μέση τάση)	r_5, d_7, d_9	0,55	$d_2, x_3, x_4, d_5, d_9, d_{10}, d_{14}$	0,41
Εμπορικοί (μέση τάση)	x_3, x_4, d_{10}	2,16	$d_2, x_3, x_4, d_7, d_9, d_{10}, d_{14}$	2,02

Κατηγορίες Καταναλωτών	Καλύτερη κλασσική μέθοδος		
	Μέθοδος	Μεταβλητές εισόδου μετά από ανάλυση συσχέτισης	MAPE (%)
Οικιακοί (χαμηλή τάση)	c	x_1	1,48
Βιομηχανικοί (χαμηλή τάση)	g	$x_2, x_3, x_4, x_9, x_{10}, x_{14}$	1,57
Εμπορικοί (χαμηλή τάση)	c	x_1	2,43
Δημόσιος Φωτισμός (χαμηλή τάση)	g	x_1	1,97
Βιομηχανικοί (μέση τάση)	b	$x_2, x_3, x_4, x_7, x_9, x_{10}, x_{14}$	0,69
Εμπορικοί (μέση τάση)	c	x_1	3,81



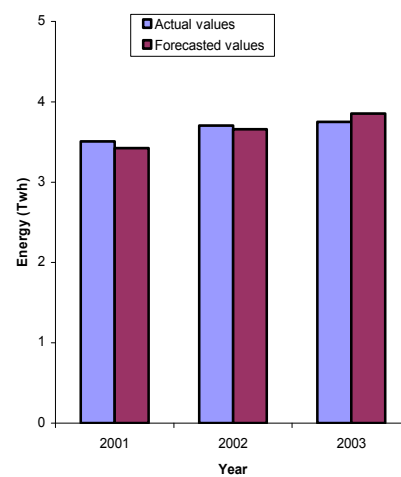
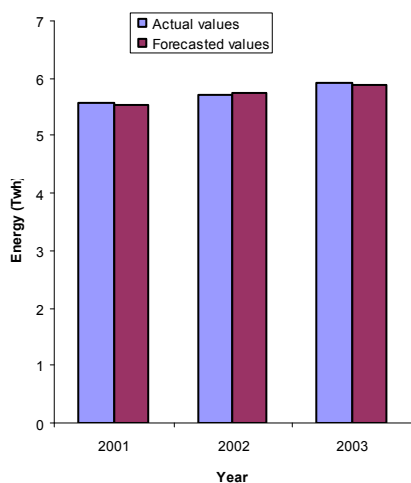
1. Οικιακή κατηγορία (χαμηλή τάση)

2. Βιομηχανική κατηγορία (χαμηλή τάση)



3. Εμπορική κατηγορία (χαμηλή τάση)

4. Δημόσιος Φωτισμός (χαμηλή τάση)



5. Βιομηχανική κατηγορία (μέση τάση)

6. Εμπορική κατηγορία (μέση τάση)

Σχήμα 5.9: Ετήσια μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας των ετών 2001-2003 για έξι διαφορετικές κατηγορίες καταναλωτών για το Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας.

Πίνακας 5.5. Ετήσιο μοντέλο μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας για τα έτη 2001-2003 για διάφορες κατηγορίες καταναλωτών του ελληνικού συστήματος ενέργειας με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου

Έτος 2001				
Κατηγορίες Καταναλωτών	Πραγμα- τική Τιμή GWh	Τιμή Πρόβλεψης GWh	Σφάλμα (%)	Τυπική Απόκλιση GWh
Οικιακοί (X.T.)	14546	14663	0,80	122,5
Βιομηχανικοί (X.T.)	1524	1526	0,13	14,3
Εμπορικοί (X.T.)	9137	9175	0,47	213,1
Δημ. Φωτισμός (X.T.)	696	694	-0,29	9,7
Βιομηχανικοί (M.T.)	5564	5523	-0,74	51,4
Εμπορικοί (M.T.)	3507	3423	-2,40	20,4

Έτος 2002				
Κατηγορίες Καταναλωτών	Πραγμα- τική Τιμή GWh	Τιμή Πρόβλεψης GWh	Σφάλμα (%)	Τυπική Απόκλιση GWh
Οικιακοί (X.T.)	15775	15365	-2,60	244,1
Βιομηχανικοί (X.T.)	1497	1550	3,54	14,9
Εμπορικοί (X.T.)	9638	9790	1,58	215,4
Δημ. Φωτισμός (X.T.)	714	713	-0,14	7,4
Βιομηχανικοί (M.T.)	5711	5731	0,35	40,0
Εμπορικοί (M.T.)	3703	3656	-1,27	22,7

Έτος 2003				
Κατηγορίες Καταναλωτών	Πραγμα- τική Τιμή GWh	Τιμές Πρόβλεψης GWh	Σφάλμα (%)	Τυπική Απόκλιση GWh
Οικιακοί (X.T.)	16443	16296	-0,89	223,1
Βιομηχανικοί (X.T.)	1526	1523	-0,20	14,3
Εμπορικοί (X.T.)	10380	10291	-0,86	216,2
Δημ. Φωτισμός (X.T.)	704	741	5,26	17,9
Βιομηχανικοί (M.T.)	5912	5878	-0,58	40,0
Εμπορικοί (M.T.)	3747	3852	2,80	23,0

5.6 Συμπεράσματα

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάστηκε μια νέα μέθοδος μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας με χρήση της ασαφούς λογικής. Το μοντέλο που αναπτύχθηκε μετατρέπει κατάλληλα τις μεταβλητές εισόδου στις διαφορές ή στις σχετικές διαφορές τους και τελικά χρησιμοποιεί αυτές που επιλέγονται μέσω μιας διαδικασίας συσχέτισης. Οι παράμετροι του συστήματος ασαφούς λογικής (ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής και τα πλάτη των βάσεων των τριγώνων) προκύπτουν με εξονυχιστική έρευνα με σκοπό τη βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων. Ένα βασικό πλεονέκτημα του μοντέλου πρόβλεψης είναι ότι το σύνολο εκπαίδευσης απαιτεί ελάχιστα δεδομένα.

Τα αποτελέσματα προκύπτουν με εφαρμογή του προτεινόμενου μοντέλου στο Ελληνικό Σύστημα Ενέργειας, αλλά και σε έξι διαφορετικές υποκατηγορίες καταναλωτών. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το προτεινόμενο μοντέλο συγκρίνονται με τα αντίστοιχα αποτελέσματα ενός προσαρμοσμένου μοντέλου ANN και επτά διαφορετικών μοντέλων παλινδρόμησης. Σε όλες τις περιπτώσεις τα αποτελέσματα είναι σαφώς καλύτερα σε σχέση με τις μεθόδους παλινδρόμησης. Σε σχέση με το προσαρμοσμένο μοντέλο ANN το αποτέλεσμα πρόβλεψης είναι ισάξιο, αλλά το μεγάλο πλεονέκτημα του μοντέλου ασαφούς λογικής είναι ότι ο υπολογισμός της τυπικής απόκλισης βασίζεται στα χαρακτηριστικά των συναρτήσεων συμμετοχής.

5.7 Βιβλιογραφία

- [5.1] Z. Mohamed, P. Bodger: “Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables”, *Energy*, vol. 30, 1833-1843, 2005.
- [5.2] M. Yang, X. Yu: “China’s rural electricity market-a quantitative analysis”, *Energy*, vol. 29, 961-977, 2004.
- [5.3] T.Haida, Sh. Muto: “Regression Based Peak Load Forecasting Using A transformation Technique”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no.4, pp. 1788–1794, November 1994.
- [5.4] S. Mirasgedis, Y. Safaridis, E. Georgopoulou, D.P.Lalas, M. Moschovits, F. Karagiannis, D. Papakonstantinou: “Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences”, *Energy*, vol. 31, pp. 208-227, 2006.
- [5.5] H.L.Willis, J.E.D.N.-Green: “Comparison tests of fourteen distribution load forecasting methods,” *IEEE Trans. Power App. Syst.*, 103 (1984) 1190–1197.
- [5.6] H.L.Willis, R.W. Powell, D.L. Wall: “Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting”, *IEEE Trans. Power Appl. Syst.*, 103 (1984) 1070–1076.
- [5.7] X. Da, Y. Jiangyan, Y. Jilai: “The physical series algorithm of mid-long term load forecasting of power systems”, *Electrical Power Systems Research*, vol. 53, pp. 31-37, 2000.
- [5.8] H. K. Ozturk, H. Ceylan, O. E. Canyurt, A. Hepbasli: “Electricity estimation using genetic algorithm approach: a case study of Turkey”, *Energy*, vol. 30, pp. 1003-1012, 2005.
- [5.9] J. L. Small: “Joint Estimation of Household and Heat-pump Electricity Demand”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 413-419, February 1994.

- [5.10] S. Saab, E. Badr, G. Nasr: “Univariate modeling and forecasting of energy consumption: the case of electricity in Lebanon”, *Energy* 26 (2001) 1-14.
- [5.11] T.N. Goh, S.S. Choi, S.B. Chen: “Forecasting of electricity demand by end-use characteristics”, *Electr. Power Syst. Res.* 6 (1983) 177-183.
- [5.12] E.H. Barakat: “Modeling nonstationary time-series data. Part I. Data with regular periodic trends”, *Electr. Power Energy Syst.* 23 (2001) 57-62.
- [5.13] E.H. Barakat: “Modeling nonstationary time-series data. Part II. Data with regular periodic trends”, *Electr. Power Energy Syst.* 23 (2001) 63-68.
- [5.14] E. Doveh, P. Feigin, D. Greig, L. Hyams: “Experience with FNN Models for Medium Term Power Demand Predictions”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 17, no. 2, pp. 538-546, May 2002.
- [5.15] G.J. Tsekouras, N.D. Hatziargyriou, E.N. DIALYNAS: “An optimized adaptive neural network for annual midterm energy forecasting”, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 1, pp. 385-391, February 2006.
- [5.16] M.Y. Chow, J. Zhu, H. Tram: “Application of fuzzy multi-objective decision making in spatial load forecasting”, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 13, no. 3, pp. 1185-1190, August 1998.
- [5.17] G.J. Chen, K.K. Li, T.S. Chung, H.B. Sun, G.Q. Tang: “Application of an innovative combined forecasting method in power system load forecasting”, *Electrical Power Systems Research*, vol. 59, pp. 131-137, 2001.
- [5.18] Lefteris H. Tsoukalas, Robert E. Uhrig, “Fuzzy and Neural Approaches in Engineering”, John Wiley & Sons, New York, 1997.
- [5.19] N.N. Karnik, J.M. Mendel, Q. Liang: “Type-2 fuzzy logic systems”, *IEEE Trans. on Fuzzy Syst.*, vol. 7, no. 6, pp. 643-658, December 1999.
- [5.20] J.R. Aguero, A. Vargas: “Inference of operative configuration of distribution networks using fuzzy logic techniques-Part I: Real-time model”, *IEEE Trans. on Power Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 1551-1661, August 2005.
- [5.21] 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.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6^ο

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

6.1 Σύνοψη Διδακτορικής Διατριβής και Τελικά Συμπεράσματα

Στην παρούσα διατριβή πραγματοποιήθηκε η μελέτη του προβλήματος της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα και της ενέργειας σε μεσοπρόθεσμη κλίμακα με χρήση ασαφούς λογικής. Η διατριβή επικεντρώθηκε στα εξής:

- ♦ στην επίλυση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας τόσο του διασυνδεδεμένου, όσο και απομονωμένων συστημάτων, μέσα στα πλαίσια της απελευθερωμένης αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας,
- ♦ στον προσδιορισμό του διαστήματος εμπιστοσύνης προς πλήρη περιγραφή της πρόβλεψης (εκτιμώμενη τιμή και όρια διακύμανσης της με συγκεκριμένο βαθμό εμπιστοσύνης – πιθανότητας),
- ♦ στην επίλυση της μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών.

Για την επίτευξη των προαναφερθέντων στόχων ακολουθείται μία σειρά ενεργειών, με σημαντικότερες:

1. την ανάπτυξη αλγόριθμου βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα με χρήση ασαφούς λογικής για τα επόμενα δύο εικοσιτετράωρα. Με βάση την κλασική πλέον θεωρία ασαφούς λογικής αναπτύσσεται ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης ως προς την επιλογή των εισόδων του (όπως φορτία, θερμοκρασίες, είδος ημέρας κ.τ.λ.), των χαρακτηριστικών παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής, καθώς, επίσης, και των διαφόρων μεθόδων εξαγωγής συμπεράσματος από τη βάση κανόνων ασαφούς λογικής. Για κάθε υπό πρόβλεψη ώρα με βάση τα αποτελέσματα του συνόλου αξιολόγησης διαλέγεται το βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης, με τη βοήθεια του οποίου γίνεται η τελική εκτίμηση. Μελετήθηκε η συμπεριφορά του μοντέλου ως προς τα χρόνια εκπαίδευσης, χρησιμοποιώντας τόσο το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα, όσο και την υπέρβαση ορίου ποσοστού σφάλματος του 10% που καθορίζει το κόστος σφάλματος πρόβλεψης. Από την αντίστοιχη εφαρμογή για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα με βήμα μίας ώρας για το σύνολο των ημερών του έτους 2008 προκύπτουν ότι:

⇒ Οι θερμοκρασίες δεν εισάγονται στο τελικό μοντέλο, αντίθετα οι εισοδοί της υπό πρόβλεψη ώρας h της ημέρας d είναι το μέσο ημερήσιο φορτίο και τα αντίστοιχα ωριαία φορτία των ωρών $h-1, h, h+1$ της $d-1$ ημέρας, αν πρόκειται για πρόβλεψη ενός εικοσιτετραώρου ή της $d-2$ ημέρας, αν πρόκειται για πρόβλεψη σαράντα οκτώ ωρών.

⇒ Το σύνολο των ετών εκπαίδευσης δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου με χρήση των τεσσάρων τελευταίων χρόνων και με εύρος διαστήματος ιστορικών δεδομένων ένα τρίμηνο γύρω από την ημέρα πρόβλεψης

συμπεριλαμβάνοντας τις όμοιες ημέρες, δηλαδή μόνο τις Δευτέρες, εφόσον πρόκειται για Δευτέρα η υπό πρόβλεψη ημέρα. Οι αργίες αντιμετωπίζονται με όμοιο τρόπο, απλώς σαν να πρόκειται για ξεχωριστή ημέρα η καθεμία, με το μειονέκτημα ότι διατίθεται ένα ελάχιστο πλήθος ιστορικών δεδομένων (4 διανύσματα).

- ⇒ Οι αναγκαίες εβδομάδες για εκπαίδευση του αλγορίθμου είναι επτά γύρω από την υπό μελέτη εβδομάδα, μετά από διερεύνηση μεταξύ 4 και 9 εβδομάδων λαμβάνοντας υπόψη το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα.
 - ⇒ Το ποσοστό των στοιχείων αξιολόγησης επί των συνολικών διαθέσιμων στοιχείων κυμαίνεται στο 10%.
 - ⇒ Τα βέλτιστα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (MAPE) σε ετήσια βάση για την πρόβλεψη του επόμενου εικοσιτετραώρου είναι 1,09% και 2,28% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα, με μηδενικές συνολικές ώρες παραβίασης του προστίμου (με το νέο τρόπο υπολογισμού προστίμου).
 - ⇒ Τα βέλτιστα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (MAPE) σε ετήσια βάση για την πρόβλεψη των επόμενων 48 ωρών είναι 1,61% και 3,13% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα, με 6 συνολικές ώρες παραβίασης του προστίμου (με το νέο τρόπο υπολογισμού προστίμου).
 - ⇒ Λόγω συστηματικού σφάλματος κατά την πρόβλεψη πραγματοποιείται συγχρόνως διόρθωση της πόλωσης μέσω είτε της διαμέσου, είτε της μέσης τιμής των σφαλμάτων του συνόλου αξιολόγησης βελτιώνοντας τα αντίστοιχα αποτελέσματα κατά κάποια χιλιοστά.
 - ⇒ Από τη σύγκριση των αντίστοιχων αποτελεσμάτων με την κλασική μεθοδολογία τεχνητών νευρωνικών δικτύων του Κιαρτζή (κεφ. 2, 2.1) προκύπτει ότι υπάρχει μία ελαφρά βελτίωση των αποτελεσμάτων τόσο από πλευράς μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος, όσο και από πλευράς προστίμου.
2. *την τροποποίηση του αλγόριθμου βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου για απομονωμένα συστήματα με χρήση ασαφούς λογικής για τα επόμενα δύο εικοσιτετράωρα.* Με βάση το βασικό αλγόριθμο διαμορφώνεται ένας νέος αλγόριθμος για απομονωμένα συστήματα, στον οποίο δεν λαμβάνονται υπόψη μετεωρολογικά στοιχεία, ενώ τα ιστορικά στοιχεία περιορίζονται στο παρόν έτος (λόγω αντίστοιχης έλλειψης στοιχείων). Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στη διερεύνηση του πλήθους των αναγκαίων εβδομάδων που χρησιμοποιούνται ως ιστορικά δεδομένα. Από την αντίστοιχη εφαρμογή για το απομονωμένο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας του Αγίου Ευστρατίου με βήμα μίας ώρας για το σύνολο των ημερών του β εξαμήνου του έτους 2007 προκύπτουν ότι:
- ⇒ Οι εισοδοί της υπό πρόβλεψη ώρας h της ημέρας d είναι το μέσο ημερήσιο φορτίο και τα αντίστοιχα ωριαία φορτία των ωρών $h-1$, h , $h+1$ της $d-1$ ημέρας, αν πρόκειται για πρόβλεψη ενός εικοσιτετραώρου ή της $d-2$ ημέρας, αν πρόκειται για πρόβλεψη σαράντα οκτώ ωρών.
 - ⇒ Οι αναγκαίες εβδομάδες για εκπαίδευση του αλγορίθμου είναι τέσσερις μετά από μία διερεύνηση τιμών μεταξύ των δύο και δώδεκα λαμβάνοντας πρωτίστως την απόδοση ως προς το μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα και δευτερευόντως ως προς το μέγιστο απόλυτο σφάλμα κατά το β τρίμηνο του 2007 που χρησιμοποιήθηκε ως σύνολο αξιολόγησης για την παρούσα διερεύνηση. Κατά την εκπαίδευση θεωρούνται πάλι μόνο

οι όμοιες ημέρες, ενώ για τις αργίες δεν υπάρχει διαχωρισμός λόγω ανυπαρξίας άλλων όμοιων ημερών.

⇒ Κατά την τελική πρόβλεψη δεν υπάρχει διαχωρισμός μεταξύ των στοιχείων συνόλου εκπαίδευσης και αξιολόγησης λόγω έλλειψης δεδομένων.

⇒ Τα βέλτιστα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (MAPE) σε εξαμηνιαία βάση για την πρόβλεψη του επόμενου εικοσιτετραώρου είναι 0,03% και 12,83% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα, με μηδενικές συνολικές ώρες παραβίασης (με το νέο τρόπο υπολογισμού προστίμου).

⇒ Τα βέλτιστα αποτελέσματα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος (MAPE) σε εξαμηνιαία βάση για την πρόβλεψη των επόμενων 48 ωρών είναι 0,03% και 13,27% για τα σύνολα αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα, με μηδενικές συνολικές ώρες παραβίασης (με το νέο τρόπο υπολογισμού προστίμου).

3. *την ανάπτυξη πρότυπης μεθόδου προσδιορισμού του διαστήματος εμπιστοσύνης για τον αλγόριθμο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση ασαφούς λογικής.* Αναπτύχθηκε μία αναλυτική μέθοδος προσδιορισμού του διαστήματος εμπιστοσύνης στηριγμένη στη μορφή των συναρτήσεων συμμετοχής. Ουσιαστικά, αν η ασαφής τιμή εξόδου τοποθετείται μεταξύ δύο συναρτήσεων συμμετοχής, τότε με τη βοήθεια των βασικών αρχών της μηχανικής η μέση τιμή ισούται με την τετμημένη του κέντρου βάρους και η τυπική απόκλιση είναι ισοδύναμη με τη ροπή αδράνειας σε σχέση με τον άξονα, ο οποίος τέμνει το κέντρο βάρους και είναι παράλληλος με το άξονα των τεταγμένων. Από την αντίστοιχη εφαρμογή για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας με βήμα μίας ώρας για το σύνολο των ημερών του έτους 2008 προκύπτει ότι:

⇒ Η προτεινόμενη μέθοδος είναι ανώτερη τόσο της μεθόδου της στατιστικής ανάλυσης, που χρησιμοποιείται συχνά στην ασαφή λογική, όσο και της επαναδειγματοληψίας που είναι η επικρατούσα μέθοδος στα προβλήματα πρόβλεψης φορτίου με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η αντίστοιχη σύγκριση έχει γίνει μέσω των δεικτών της εμπειρικής κάλυψης, της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης και του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης. Ειδικά ως προς το δείκτη της εμπειρικής κάλυψης είναι η μοναδική τεχνική που επιτυγχάνει τον επιδιωκόμενο βαθμό εμπιστοσύνης με χρήση των στοιχείων του συνόλου αξιολόγησης, δηλαδή των ιστορικών δεδομένων.

⇒ Το μοναδικό μειονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου είναι ότι προϋποθέτει την κανονική κατανομή για το σφάλμα.

4. *την ανάπτυξη νέου αλγορίθμου μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ενέργειας για το διασυνδεδεμένο ελληνικό σύστημα και ανά χρήση ενέργειας καταναλωτών με χρήση ασαφούς λογικής.* Ο προτεινόμενος αλγόριθμος χρησιμοποιεί ένα ελάχιστο πλήθος ιστορικών δεδομένων, μετασχηματίζει τις εισόδους σε μεταβολές ή ρυθμούς μεταβολών, ώστε να είναι δυνατή η προσέγγιση τιμών που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί ως ιστορικά δεδομένα, πραγματοποιεί μία διαδικασία βελτιστοποίησης επιλογής των μεταβλητών εισόδου με χρήση συντελεστών συσχέτισης, καθώς και του πλήθους και των χαρακτηριστικών των συναρτήσεων συμμετοχής τους. Για την τελική πρόβλεψη πραγματοποιείται και η εκτίμηση του διαστήματος εμπιστοσύνης υπολογίζοντας την αντίστοιχη τυπική απόκλιση με τη μέθοδο των συναρτήσεων συμμετοχής της ασαφούς λογικής. Εφαρμόζεται για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα και τις διάφορες χρήσεις της ηλεκτρικής ενέργειας σε

ετήσια κλίμακα 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 και με του βελτιστοποιημένου μοντέλου τεχνητής νοημοσύνης του Τσεκούρα (Κεφ.5,[5.15]). Με βάση τα μοντέλα που σχηματίζονται και τις αντίστοιχες εκτιμήσεις συμπεραίνονται ότι:

- ⇒ Για την ενέργεια του συστήματος ως τελικοί είσοδοι του βελτιστοποιημένου μοντέλου ασαφούς λογικής απαιτούνται οι θερμοημέρες και οι ψυχροημέρες της Αθήνας, η μεταβολή του στατιστικού δείκτη χαρτιού-προϊόντων χαρτιού,
- ⇒ Ως προς την ετήσια πρόβλεψη της ενέργειας του συστήματος για τα επόμενα 3 έτη επιτυγχάνονται μέσο απόλυτο εκατοστιαίο σφάλμα ίσο με 0,70%, ελαφρώς βελτιωμένο έναντι του βελτιστοποιημένου τεχνητού νευρωνικού δικτύου (β-TND) κατά 0,02%, έναντι του μοντέλου δεύτερης τάξης παλινδρόμησης κατά 0,20% και έναντι των υπόλοιπων κλασικών μοντέλων σύγκρισης κατά 1,8% ως 5,5%.
- ⇒ Για την ενέργεια ανά είδος χρήσης σε ετήσια κλίμακα για τα επόμενα 3 έτη το ασαφές μοντέλο δίνει σε όλες τις περιπτώσεις καλύτερα αποτελέσματα από τα κλασικά μοντέλα πρόβλεψης και σε τέσσερις από τις έξι περιπτώσεις από τα αποτελέσματα του β-TND, ενώ στις υπόλοιπες περιπτώσεις δεν υπολείπεται κατά πολύ του αντίστοιχου αποτελέσματος του β-TND.
- ⇒ Οι αντίστοιχες εναπομένουσες μεταβλητές εισόδου διαφέρουν ανά μοντέλο πρόβλεψης χρήσης ενέργειας.

6.2 Συμβολή - πρωτοτυπία της Διατριβής

Η συμβολή-πρωτοτυπία της διατριβής εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

1. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συστήματος:*
 - στην ανάπτυξη ενός νέου αλγόριθμου ασαφούς λογικής, στο οποίο πραγματοποιείται βελτιστοποίηση χαρακτηριστικών στοιχείων της ασαφούς λογικής, όπως του πλήθους και των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής, του τρόπου εξαγωγής συμπερασμάτων, του μεγέθους των ιστορικών δεδομένων που χρησιμοποιούνται, κα. λαμβάνοντας υπόψη και κριτήρια πέρα του μέσου απόλυτου εκατοστιαίου σφάλματος, όπως το πλήθος των ημερών ή ωρών επιβολής προστίμου,
 - στην τροποποίηση των εισόδων προς βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου και μείωση του μεγέθους του διανύσματος εισόδου, που επιτυγχάνεται με χρήση του μέσου όρου του φορτίου της προηγούμενης ή της πιο προηγούμενης μέρας,
 - στην πρόβλεψη των αργιών αντιμετωπίζοντάς την καθεμία ως μία ξεχωριστή κατηγορία ημέρας, όπως είναι η Κυριακή ή η Δευτέρα της εβδομάδας.
2. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μικρών απομονωμένων συστημάτων:*
 - στην ανάπτυξη ενός νέου αλγόριθμου ασαφούς λογικής, ο οποίος όμοια με τον προηγούμενο πραγματοποιεί βελτιστοποίηση των διαφόρων παραμέτρων και τροποποιεί κατάλληλα τις διάφορες εισόδους,

- στη χρήση ελάχιστου αριθμού διανυσμάτων και στη μη χρήση μετεωρολογικών δεδομένων λόγω έλλειψης δεδομένων και στη διερεύνηση του πλήθους των αναγκαίων εβδομάδων για εκπαίδευση.
3. *Εύρεση διαστήματος εμπιστοσύνης αλγορίθμων ασαφούς λογικής:*
- στην ανάπτυξη μίας νέας αναλυτικής μεθόδου προσδιορισμού του διαστήματος εμπιστοσύνης με βάση τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς λογικής,
 - στην τροποποίηση της μεθόδου επαναδειγματοληψίας των μοντέλων τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την ασαφή λογική,
 - στην αναλυτική σύγκριση των διαφόρων μεθόδων εύρεσης διαστημάτων εμπιστοσύνης με διάφορα κριτήρια, όπως της εμπειρικής κάλυψης, της ποιότητας του διαστήματος εμπιστοσύνης και του σχετικού διαστήματος εμπιστοσύνης.
4. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών αναπτύσσοντας ένα βελτιστοποιημένο μοντέλο ασαφούς λογικής,* με κατάλληλη επιλογή των μεταβλητών εισόδων, με χρήση μετασχηματισμού σε εκείνες από τις μεταβλητές που παρουσιάζουν διαρκώς εκτεινόμενο σύνολο τιμών και με βελτιστοποίηση των διαφόρων παραμέτρων του μοντέλου ασαφούς λογικής.

6.3 Χρησιμότητα της Διατριβής

Η χρησιμότητα της διατριβής εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

1. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου απομονωμένων συστημάτων* βρίσκοντας εφαρμογή:
 - στην εύρεση των αναμενόμενων ορίων διακύμανσης φορτίου ανά ώρα (ή άλλη χρονική περίοδο) για τη διαμόρφωση των αναγκαίων προσφορών εκ μέρους των προμηθευτών ηλεκτρικής ενέργειας μέσα στα πλαίσια της απελευθερωμένης αγοράς ενέργειας,
 - στη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων παραγωγής, καθώς και των ζητούμενων ποσοτήτων ισχύος ανά προμηθευτή με βάση την αντίστοιχη προσφορά του,
 - στη διαμόρφωση της σειράς ένταξης των μονάδων – προμηθευτών με βάση τα κριτήρια της οικονομικής κατανομής,
 - στην εκτίμηση του οριακού κόστους λειτουργίας του συστήματος για την περίοδο πρόβλεψης,
 - στην εκτέλεση προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου για λόγους ασφαλείας του συστήματος,
 - στην εκτίμηση του επιπέδου αξιοπιστίας και ασφαλούς ένταξης των διαφόρων μονάδων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (κυρίως ανεμογεννητριών εντός του δικτύου διανομής).
2. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου διασυνδεδεμένου συστήματος* βρίσκοντας εφαρμογή πέρα των πέντε πρώτων σημείων του (1):
 - στη βραχυπρόθεσμη υδροθερμική συνεργασία,
 - στον προσδιορισμό των ανταλλαγών ισχύος με άλλα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας.
3. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών* αντιμετωπίζοντας προβλήματα σχεδιασμού αγοράς καυσίμων και εκτίμησης των αναγκαίων υδάτινων πόρων σε ετήσια κλίμακα.

6.4 Περιοχές για Περαιτέρω Έρευνα

Με βάση τα αποτελέσματα της διατριβής καταγράφονται οι ακόλουθες περιοχές για περαιτέρω έρευνα:

1. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου συστήματος:*
 - η χρήση άλλων τεχνικών ασαφούς λογικής, όπως ασαφούς λογικής τύπου 2, ή νευροασαφών τεχνικών δικτύων,
 - η αυτοματοποίηση της επιλογής εισόδων και των λοιπών παραμέτρων του ασαφούς λογικής με χρήση γενετικών αλγορίθμων,
 - η ανάπτυξη αντίστοιχων αλγορίθμων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης οριακού κόστους.
2. *Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου απομονωμένων συστημάτων:*
 - η σύγκριση της απόδοσης της μεθόδου ασαφούς λογικής σε διαφορετικά απομονωμένα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας,
 - η διερεύνηση της συμπεριφοράς αυτών των συστημάτων ως προς τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (παραπλήσια σφάλματα, μεταβολές στη ζήτηση φορτίου κτλ.).
3. *Προσδιορισμός διαστήματος εμπιστοσύνης:*
 - η ανάπτυξη αντίστοιχου μοντέλου εύρεσης διαστήματος εμπιστοσύνης για ασαφή λογική τύπου 2,
 - η εύρεση της πιθανοτικής κατανομής της προβλεπόμενης τιμής φορτίου, ώστε να είναι δυνατή η πιο ακριβής εύρεση της κατάλληλης τιμής προσφοράς για έναν προμηθευτή με βάση τον εκάστοτε μηχανισμό προστίμου μέσα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.
4. *Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ενέργειας συστήματος και κατηγοριών καταναλωτών:*
 - η τροποποίηση των τμημάτων μείωσης μεγέθους διανυσμάτων του προτεινόμενου αλγορίθμου χρησιμοποιώντας τεχνικές συμπίεσης δεδομένων αντί τους συντελεστές συσχέτισης,
 - η εφαρμογή άλλων τεχνικών ασαφούς λογικής, όπως τύπου 2.

Γενικότερα χρειάζεται συστηματικά να αντιμετωπιστούν ζητήματα της πρόβλεψης φορτίου, όπως:

- οι επιπτώσεις της ενεργού συμμετοχής μεγάλων πελατών ή προμηθευτών ηλεκτρικής ενέργειας στη διαμόρφωση του φορτίου μέσω της μείωσης της ζήτησής τους σε συνδυασμό με κατάλληλα τιμολόγια,
- η επίδραση της διασπαρμένης παραγωγής και της διείσδυσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (smart grids), καθώς και η ύπαρξη νέων σημαντικών ηλεκτρικών καταναλωτών, όπως των ηλεκτρικών αυτοκινήτων.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1

ΒΑΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

Π1.1 Πώς σχηματίστηκαν τα Ασαφή Σύνολα;

Η μαθηματική θεμελίωση της *ασαφούς λογικής* (fuzzy logic) βασίζεται στη θεωρία των *ασαφών συνόλων* (fuzzy set theory), η οποία μπορεί να θεωρηθεί σαν μια γενίκευση της κλασικής θεωρίας συνόλων.

Απαραίτητη προϋπόθεση για την εκμάθηση των εφαρμογών και των αρχών που διέπουν την ασαφή λογική είναι η γνώση των αρχών των ασαφών συνόλων.

Η *ασάφεια* (fuzziness) είναι μια ιδιότητα της γλώσσας. Η κύρια προέλευση της, είναι η αοριστία που υπάρχει στον ορισμό και στη χρήση συμβολών.

Για παράδειγμα, έστω ένα σύνολο από καρέκλες σε ένα δωμάτιο. Στη θεωρία συνόλων, το σύνολο από καρέκλες μπορεί να προσδιοριστεί δείχνοντας κάθε αντικείμενο στο δωμάτιο και κάνοντας την ερώτηση: "Είναι αυτό μια καρέκλα;". Στην κλασική θεωρία συνόλων επιτρέπεται να χρησιμοποιηθούν μόνο δυο απαντήσεις: *Ναι* ή *Όχι*. Αν κωδικοποιηθεί το ναι με "1" και το όχι με "0". Με τον τρόπο αυτό όλες οι απαντήσεις θα βρίσκονται στο ζεύγος $\{0,1\}$. Εάν η απάντηση είναι "1", το στοιχείο ανήκει στο σύνολο, ενώ, αν η απάντηση είναι "0", δεν ανήκει. Στο τέλος, συλλέγονται όλα τα αντικείμενα για τα οποία η απάντηση "1" και βρίσκεται το "σύνολο των καρεκλών σε ένα δωμάτιο".

Αν υποτεθεί τώρα ότι γίνεται η ερώτηση: "Ποια αντικείμενα σε ένα δωμάτιο μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν καρέκλα;". Και πάλι δείχνοντας κάθε αντικείμενο γίνεται η ερώτηση: "μπορεί αυτό να χρησιμοποιηθεί σαν καρέκλα;". Η απάντηση εδώ μπορεί επίσης τεχνικά να περιοριστεί στο $\{0,1\}$. Ακόμα, το σύνολο από αντικείμενα σε ένα δωμάτιο τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν καρέκλα μπορεί να περιλαμβάνει όχι μόνο καρέκλες, αλλά επίσης τραπέζια, κουτιά, τμήματα του πατώματος κ.λ.π., δηλαδή είναι ένα σύνολο όχι μονοσήμαντα ορισμένο. Όλα εξαρτώνται από το τι εννοείται με τη λέξη χρήση. Λέξεις σαν τη «χρήση» έχουν διαφορετικές χροιές νοήματος και μπορούν να χρησιμοποιηθούν με πολλούς διαφορετικούς τρόπους. Το νόημα και η χρήση τους μπορεί να μεταβάλλεται από άνθρωπο σε άνθρωπο, ανά σκοπό και ανά περίπτωση. Αυτό εξαρτάται από τον ακριβή ορισμό μιας κατάστασης. Για τον λόγο αυτό θεωρείται ότι το "σύνολο των αντικειμένων τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν καρέκλες", είναι ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set), με την έννοια ότι μπορεί να μην υπάρχουν συγκεκριμένα καθορισμένα κριτήρια για να αποφασιστεί η συμμετοχή ενός αντικειμένου στο σύνολο. Αντικείμενα όπως τραπέζια, κιβώτια, τμήματα του πατώματος, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν καρέκλες σε ένα βαθμό.

Θα πρέπει να σημειωθεί ότι δεν υπάρχει τίποτα το ασαφές (fuzzy) σχετικά με τα ίδια τα υλικά αντικείμενα: καρέκλες, κιβώτια και τραπέζια είναι πραγματικά αντικείμενα.

Η *ασάφεια* (fuzziness) είναι ένα χαρακτηριστικό της αναπαράστασης τους σε ένα περιβάλλον συμβόλων και γενικά μια ιδιότητα των μοντέλων και της γλώσσας [Π1.1].

Στη συνέχεια θα γίνει μία ανασκόπηση μερικών ιδεών της κλασικής θεωρίας συνόλων. Τα κλασικά σύνολα είναι συγκεκριμένα ορισμένα σαν συλλογές διαφορετικών στοιχείων (αριθμών, συμβολών, αντικείμενων κ.λ.π.) και για το λόγο αυτό αποκαλούνται επίσης σύνολα διακεκριμένων και αριθμήσιμων στοιχείων ή “crisp sets”. Τα στοιχεία όλων των συνόλων που εξετάζονται, ανήκουν σε ένα αμετάβλητο σταθερό σύνολο, που ονομάζεται *σύνολο αναφοράς* (universe of discourse). Το γεγονός είναι ότι στοιχεία ενός “crisp” συνόλου A , είτε ανήκουν, είτε δεν ανήκουν στο A , και για το λόγο αυτό μπορούν να παρασταθούν με τη χαρακτηριστική συνάρτηση του A που ορίζεται ως εξής:

$$X_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{εάν } x \in A \\ 1 & \text{εάν } x \notin A \end{cases} \quad (\text{Π1.1})$$

όπου τα σύμβολα \in και \notin ορίζουν ότι το x ανήκει ή δεν ανήκει στο σύνολο A αντίστοιχα. Το ζεύγος των αριθμών $\{0,1\}$ ονομάζεται σύνολο τιμών. Ένας πιο συνηθισμένος τρόπος γραφής της σχέσης (Π1.1) είναι:

$$X_A(x): X \rightarrow \{0,1\} \quad (\text{Π1.2})$$

Η τελευταία σχέση δίνει την ακόλουθη πληροφορία: υπάρχει μια συνάρτηση $X_A(x)$ που απεικονίζει κάθε στοιχείο του συνόλου X (universe of discourse) σε ένα σύνολο $\{0,1\}$. Πρέπει να τονιστεί ότι η χαρακτηριστική συνάρτηση είναι ένας μηχανισμός για την απεικόνιση του συνόλου X στο σύνολο τιμών $\{0,1\}$. Σημαντικές λειτουργίες στα “crisp” σύνολα όπως η ένωση, η τομή είναι γνωστές από τα στοιχειώδη μαθηματικά.

Βασικά τα σύνολα είναι κατηγορίες. Το να οριστούν κατάλληλες κατηγορίες και να χρησιμοποιηθούν λειτουργίες κατάλληλες προς χρήση είναι ο πρωταρχικός σκοπός της μοντελοποίησης και του υπολογισμού. Από την αναγνώριση εικόνας ως τη μέτρηση και τον έλεγχο η ιδέα της κατηγορίας ή του συνόλου είναι απαραίτητη στον καθορισμό των μεταβλητών, των παραμέτρων και των ορίων του συστήματος. Ο περιορισμός να υπάρχει ένας διπλός βαθμός συμμετοχής ενός στοιχείου σε ένα σύνολο, δηλαδή ένα στοιχείο να ανήκει ή να μην ανήκει σε ένα σύνολο, είναι μία συνέπεια της επιθυμίας να βγει η περιγραφή του συστήματος από την πολυπλοκότητα που υπάρχει στην πραγματικότητα. Με τη σημερινή τεχνολογία υπολογιστών υπάρχει η δυνατότητα να αναπτυχθούν μοντέλα που εύκολα θα μπορούν να ρυθμίζονται στα χαρακτηριστικά ενός συστήματος και θα είναι προικισμένα με ιδιότητες αυτοπροσαρμογής [Π1.2]. Σχηματίζονται αναπόφευκτα λιγότερο ακριβείς αναπαραστάσεις, οι οποίες επιτρέπουν ευελιξία στο χειρισμό μεγεθών για τα οποία δεν υπάρχει καθορισμένη επεξεργασία. Τα μεγέθη αυτά πρέπει να παριστάνονται από εδώ και στο εξής με τη βοήθεια των ασαφών συνόλων.

Π1.2 Ασαφή Σύνολα

Σύμφωνα με την κλασική θεωρία συνόλων υπάρχει μια μάλλον αυστηρή έννοια της συμμετοχής ενός αντικειμένου σε ένα σύνολο, δηλαδή ένα στοιχείο ή θα ανήκει ή δεν θα ανήκει σε ένα σύνολο. Το 1965 ο Lotfi A. Zadeh παρουσίασε τα ασαφή σύνολα όπου είναι δυνατή μία πιο ευέλικτη έννοια της συμμετοχής [Π1.1]. Στα ασαφή σύνολα περισσότεροι από δύο βαθμοί συμμετοχής είναι επιτρεπτοί. Ο βαθμός συμμετοχής (membership function) ενός στοιχείου σε ένα σύνολο περιγράφεται με έναν αριθμό μεταξύ του "0" και του "1", δηλαδή έναν αριθμό στο διάστημα $[0,1]$. Υπάρχει μια γενίκευση του συνόλου τιμών από το ζεύγος αριθμών $\{0,1\}$ σε όλους τους αριθμούς που υπάρχουν στο διάστημα $[0,1]$. Επεκτείνοντας το σύνολο τιμών αλλάζει η φύση της χαρακτηριστικής συνάρτησης, που τώρα λέγεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function) και συμβολίζεται με $\mu_A(x)$. Τώρα πλέον δεν υπάρχουν "crisp sets", αλλά πλέον υπάρχουν τα ασαφή σύνολα. Από τη στιγμή που το διάστημα $[0,1]$ περιέχει μία απειρία αριθμών, μία απειρία βαθμών συμμετοχής είναι δυνατή. Εξετάζοντας τη σχέση (Π1.2) προσδιορίζεται ότι η συνάρτηση συμμετοχής απεικονίζει κάθε στοιχείο του χώρου αναφοράς X (universe of discourse) στο διάστημα $[0,1]$ και παριστάνεται αυτή η απεικόνιση με την παρακάτω σχέση :

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1] \quad (\text{Π1.3})$$

Η σχέση (Π1.3) είναι μια γενίκευση της απεικόνισης που παριστάνεται στη σχέση (Π1.2). Η συνάρτηση συμμετοχής είναι ένα απλό με πολλές χρήσεις μαθηματικό εργαλείο για να οριστεί πιο ευέλικτα η συμμετοχή ενός στοιχείου σε ένα σύνολο. Μια ερώτηση που συχνά γίνεται από ανθρώπους που ξεκινάνε την εκμάθηση των ασαφών συνόλων είναι: "πώς βρίσκονται οι συναρτήσεις συμμετοχής;". Οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν να αναπαραστήσουν την υποκειμενική ιδέα μιας αόριστης έκφρασης. Για παράδειγμα αντικείμενα σε ένα δωμάτιο που μπορούν να λειτουργήσουν σαν καρέκλες, με ελάχιστη, επιθυμητή ή μέγιστη απόδοση είναι αόριστες εκφράσεις, οι οποίες μπορούν να παρασταθούν με τη βοήθεια των συναρτήσεων συμμετοχής. Οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν επίσης να υπολογιστούν με βάση τα στατιστικά δεδομένα.

Οι δύο πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι τρόποι ορισμού των ασαφών συνόλων είναι οι εξής:

1. Εάν το X είναι ένας χώρος αναφοράς (universe of discourse) και το x είναι ένα στοιχείο του X , τότε το ασαφές σύνολο A που ορίζεται στον X μπορεί να παρασταθεί με τη βοήθεια της παρακάτω σχέσης:

$$A = \{(x, \mu_A(x))\}, x \in X \quad (\text{Π1.4})$$

όπου το $\mu_A(x)$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου x στο ασαφές σύνολο A . Κάθε ζευγάρι $(x, \mu_A(x))$ είναι το ζεύγος στοιχείου, τιμής συνάρτησης συμμετοχής και ονομάζεται "singleton". Στα "crisp" σύνολα, ένα "singleton" είναι το στοιχείο x από μόνο του. Στα ασαφή σύνολα ένα "singleton" αποτελείται από το στοιχείο x και το βαθμό

συμμετοχής του $\mu_A(x)$. Για παράδειγμα, το ασαφές σύνολο των μικρών ακέραιων έστω A , που ορίζεται στο χώρο αναφοράς όλων των θετικών ακέραιων μπορεί να παρασταθεί με βάση τη σχέση (Π1.4) ως εξής:

$$A = \{(1,1.0), (2,1.0), (3,0.75), (4,0.5), (5,0.3), (6,0.3), (7,0.1), (8,0.1)\} \quad (\text{Π1.5})$$

Έτσι το τέταρτο “singleton” από αριστερά σημαίνει ότι το “4” ανήκει στο A με βαθμό 0.5.

2. Ένα singleton μπορεί επίσης να παρασταθεί σαν $\mu_A(x)/x$, δηλαδή βάζοντας πρώτα τον βαθμό συμμετοχής, στη συνέχεια το σύμβολο “/” και τέλος το στοιχείο x . Τα στοιχεία που έχουν βαθμό συμμετοχής μηδέν σε ένα ασαφές σύνολο μπορούν να παραληφθούν. Ο χώρος αναφοράς του ασαφούς συνόλου A είναι το σύνολο των στοιχείων του, τα οποία έχουν βαθμό συμμετοχής διαφορετικό από το μηδέν. Με βάση τα παραπάνω ένα ασαφές σύνολο μπορεί να θεωρηθεί ως η ένωση όλων των “singleton” $\mu_A(x)/x$:

$$A = \sum_{i=1}^n \mu_A(x_i) / x_i \quad (\text{Π1.6})$$

Το σύμβολο του αθροίσματος στη σχέση (Π1.6) παριστάνει την ένωση όλων των “singleton”. Η σχέση (Π1.6) ισχύει στην περίπτωση που έχουμε ένα πεπερασμένο σύνολο αναφοράς για το A . Με τη βοήθεια αυτής της σχέσης το ασαφές σύνολο των μικρών ακέραιων μπορεί να γραφτεί ως εξής:

$$A = \{(1.0/1), (1.0/2), (0.75/3), (0.5/4), (0.3/5), (0.3/6), (0.1/7), (0.1/8)\} \quad (\text{Π1.7})$$

Για ένα συνεχή χώρο αναφοράς η σχέση (Π1.6) γράφεται ως εξής:

$$A = \int_x \mu_A(x) / x \quad (\text{Π1.8})$$

Το σύμβολο του ολοκληρώματος στην εξίσωση (Π1.8) παριστάνει την ένωση όλων των “singleton”. Για την κατανόηση των παραπάνω ορισμών δίνονται τα παρακάτω παραδείγματα: Έστω U είναι το διάστημα $[0,100]$ με στοιχεία x που παριστάνουν την ηλικία. Τότε τα ασαφή σύνολα του χώρου αναφοράς U που χαρακτηρίζονται σαν «νέος» και «ηλικιωμένος» μπορούν να παρασταθούν σαν:

$$\text{νέος} = \int_0^{25} \frac{1}{x} + \int_{25}^{100} \left(1 + \left(\frac{x-25}{5} \right)^2 \right)^{-1} / x \quad (\text{Π1.9})$$

$$\text{ηλικιωμένος} = \int_{50}^{100} \left(1 + \left(\frac{x-50}{5} \right)^2 \right)^{-1} / x \quad (\text{Π1.10})$$

Αξίζει να αναφερθεί ότι ο βαθμός συμμετοχής σε ένα ασαφές σύνολο μπορεί να είναι και ο ίδιος ένα ασαφές σύνολο. Για παράδειγμα εάν:

$$U = \text{Γιάννης} + \text{Γιώργος} + \text{Δημήτρης} + \text{Κώστας} \quad (\text{Π1.11})$$

και το A είναι ένα ασαφές σύνολο που χαρακτηρίζεται σαν «η εργατικότητα», τότε θα έχουμε:

$$\begin{aligned} \text{Εργατικότητα} = & \text{μέτρια}/\text{Γιάννης} + \text{χαμηλή}/\text{Γιώργος} + \text{χαμηλή}/\text{Δημήτρης} \\ & + \text{υψηλή}/\text{Κώστας} \end{aligned} \quad (\text{Π1.12})$$

Σ' αυτήν την αναπαράσταση οι βαθμοί συμμετοχής μέτρια, χαμηλή, υψηλή είναι ασαφή σύνολα του χώρου αναφοράς:

$$V = 0 + 0.1 + 0.2 + \dots + 0.9 + 1 \quad (\text{Π1.13})$$

και παριστάνονται ως εξής:

$$\text{χαμηλή} = 0.5/0.2 + 0.7/0.3 + 1/0.4 + 0.7/0.5 + 0.5/0.6 \quad (\text{Π1.14})$$

$$\text{μέτρια} = 0.5/0.4 + 0.7/0.5 + 1/0.6 + 0.7/0.7 + 0.5/0.8 \quad (\text{Π1.15})$$

$$\text{υψηλή} = 0.5/0.7 + 0.7/0.8 + 0.9/0.9 + 1/1 \quad (\text{Π1.16})$$

Στην επόμενη παράγραφο θα γίνει αναφορά στους βασικούς όρους και στις βασικές πράξεις που διέπουν μαθηματικά την ασαφή λογική.

Π1.3 Βασικοί Όροι και Πράξεις

Πολλές λειτουργίες των ασαφών συνόλων, όπως η ένωση και η τομή, ορίζονται μέσω των τελεστών ελάχιστου " \wedge " και μέγιστου " \vee ". Ελάχιστος και μέγιστος (min and max) είναι έννοιες ανάλογες του γινομένου και του αθροίσματος της άλγεβρας.

Καταρχήν, οι τελεστές min και max μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να υπολογίσουμε το μικρότερο και το μεγαλύτερο στοιχείο ενός χώρου αναφοράς. Για δυο στοιχεία μ_1 και μ_2 ισχύει:

$$\mu_1 \wedge \mu_2 = \min(\mu_1, \mu_2) \equiv \begin{cases} \mu_1, & \text{εάν } \mu_1 < \mu_2 \\ \mu_2, & \text{εάν } \mu_1 > \mu_2 \end{cases} \quad (\text{Π1.17})$$

$$\mu_1 \vee \mu_2 = \max(\mu_1, \mu_2) \equiv \begin{cases} \mu_1, & \text{εάν } \mu_1 > \mu_2 \\ \mu_2, & \text{εάν } \mu_1 < \mu_2 \end{cases} \quad (\text{Π1.18})$$

Στην πραγματικότητα υπάρχει μια αναλογία μεταξύ των τελεστών \min και \max και των πράξεων γινόμενο, άθροισμα. Έτσι μπορούν να χρησιμοποιούνται οι τελεστές \min και \max με τον ίδιο τρόπο που χρησιμοποιούμε το γινόμενο και το άθροισμα. Χρησιμοποιώντας αυτούς τους βασικούς τελεστές ορίζονται οι ακόλουθες βασικές λειτουργίες ή ιδιότητες ή ορισμοί των ασαφών συνόλων:

♦ *Κενό ασαφές σύνολο (Empty fuzzy set)*: Ένα ασαφές σύνολο A λέγεται κενό, όταν η συνάρτηση συμμετοχής του είναι μηδέν για κάθε στοιχείο x που ανήκει στο χώρο αναφοράς X του A .

$$A \equiv 0, \text{ εάν } \mu_A(x) = 0, \forall x \in X \quad (\text{Π1.19})$$

♦ *Κανονικό ασαφές σύνολο (Normal fuzzy set)*: Ένα ασαφές σύνολο A λέγεται κανονικό, εάν υπάρχει τουλάχιστον ένα στοιχείο x_0 στο χώρο αναφοράς X για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής είναι ένα.

$$A \equiv normal, \exists x_0 \in X, \mu_A(x) = 1 \quad (\text{Π1.20})$$

Περισσότερα από ένα στοιχεία του χώρου αναφοράς X μπορεί να ικανοποιούν τη σχέση (Π1.20).

♦ *Ισότητα ασαφών συνόλων (Equality of fuzzy sets)*: Δυο ασαφή σύνολα είναι ίσα, εάν οι συναρτήσεις συμμετοχής τους είναι ίσες για κάθε στοιχείο x που ανήκει στο χώρο αναφοράς τους X .

$$A \equiv B, \text{ εάν } \mu_A(x) = \mu_B(x), \forall x \in X \quad (\text{Π1.21})$$

♦ *Ένωση δυο ασαφών συνόλων (Union of two fuzzy sets)*: Η ένωση δύο ασαφών συνόλων A και B που ορίζονται στον ίδιο χώρο αναφοράς X είναι ένα καινούριο ασαφές σύνολο $A \cup B$, που ορίζεται επίσης στο X , με συνάρτηση συμμετοχής, η οποία για κάθε x που ανήκει στο X , είναι μεγαλύτερη από τους βαθμούς συμμετοχής του x στο A και B .

$$A \cup B, \forall x \in X \quad \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (\text{Π1.22})$$

Η ένωση δύο ασαφών συνόλων συνδέεται με τη λογική λειτουργία «ή» (“OR”) στην ασαφή λογική.

♦ *Τομή δυο ασαφών συνόλων (Intersection of fuzzy sets)*: Η τομή δυο ασαφών συνόλων A και B είναι ένα καινούριο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής, η οποία για κάθε x που ανήκει στο χώρο αναφοράς X είναι ο μικρότερος από τους βαθμούς συμμετοχής του x στα A και B .

$$A \cap B, \forall x \in X \quad \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (\text{Π1.23})$$

Η τομή δυο ασαφών συνόλων συνδέεται με τη λογική λειτουργία «και» (“AND”).

♦ *Συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου (Complement of fuzzy set)*: Το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου A είναι ένα καινούριο ασαφές σύνολο \bar{A} με συνάρτηση συμμετοχής, η οποία δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$\forall x \in X \quad \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{Π1.24})$$

Η λειτουργία αυτή συνδέεται με τη λογική πράξη «όχι» (“NOT”).

♦ *Συστολή (Concentration)*: Η συστολή ενός ασαφούς συνόλου A το οποίο ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , συμβολίζεται με $\text{CON}(A)$ και είναι ένα καινούριο ασαφές σύνολο με συνάρτηση συμμετοχής που δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$\forall x \in X \quad \mu_{\text{CON}(A)}(x) = (\mu_A(x))^2 \quad (\text{Π1.25})$$

Η λειτουργία αυτή είναι ισοδύναμη με την τροποποίηση του ασαφούς συνόλου A με την έκφραση «πολύ» ή αλλιώς "very". Σύμφωνα με το παράδειγμα των νέων και ηλικιωμένων ανθρώπων μπορεί να γίνει αντιληπτή η επίδραση της έκφρασης «πολύ» στο ασαφές σύνολο «ηλικιωμένων» ανθρώπων. Αν στη σχέση (Π1.8) εφαρμοστεί ο όρος «πολύ» στο ασαφές σύνολο «ηλικιωμένοι άνθρωποι», θα προκύψει το ασαφές σύνολο «πολύ ηλικιωμένοι» που περιγράφεται από την παρακάτω σχέση:

$$\text{πολύ ηλικιωμένος} = \int_{50}^{100} \left(1 + \left(\frac{x-50}{5} \right)^2 \right)^{-2} / x \quad (\text{Π1.26})$$

Ο τελεστής «πολύ» μπορεί να κάνει πράξη ακόμα και με τον εαυτό του:

$$\text{πολύ(πολύ ηλικιωμένος)} = (\text{πολύ ηλικιωμένος})^2 = \int_{50}^{100} \left(1 + \left(\frac{x-50}{5} \right)^2 \right)^{-4} / x \quad (\text{Π1.27})$$

♦ *Διαστολή ενός ασαφούς συνόλου (Dilation)*: Η διαστολή ενός ασαφούς συνόλου A , συμβολίζεται με $\text{DIL}(A)$, και παράγει ένα καινούριο ασαφές σύνολο στο χώρο αναφοράς X με συνάρτηση συμμετοχής που δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$\forall x \in X \quad \mu_{\text{DIL}(A)}(x) = \sqrt{\mu_A(x)} \quad (\text{Π1.28})$$

Οι λειτουργίες «διαστολή» και «συστολή» είναι λειτουργίες με αντίστροφα αποτελέσματα. Συστέλλοντας ένα ασαφές σύνολο μειώνεται η ασάφεια του, ενώ διαστέλλοντάς το αυξάνεται η ασάφεια. Η λειτουργία «διαστολή» αντιστοιχεί στην εκφραστική τροποποίηση του νοήματος ενός ασαφούς συνόλου με τον όρο «περισσότερο ή λιγότερο» ("more or less").

♦ *Ασαφοποίηση (Fuzzification)*: Η πράξη αυτή χρησιμοποιείται για να μετατρέψει ένα διακεκριμένο σύνολο στοιχείων ή αλλιώς ένα “crisp” σύνολο σε ασαφές σύνολο. Επίσης μπορεί να χρησιμοποιηθεί απλώς για να αυξήσει την ασάφεια ενός ασαφούς συνόλου. Για την ασαφικοποίηση χρησιμοποιείται μια *συνάρτηση ασαφοποίησης* F (fuzzifier function F), η οποία ελέγχει την ποσότητα της ασάφειας σε ένα σύνολο.

Παραδείγματος χάρι έστω το ασαφές σύνολο A , το οποίο περιγράφει μεγάλους αριθμούς. Μπορεί υποκειμενικά να οριστεί το A μέσω της συνάρτησης συμμετοχής:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{F_2}\right)^{-F_1}} \quad (\text{Π1.29})$$

όπου το x είναι κάθε θετικός πραγματικός αριθμός.

Η συνάρτηση συμμετοχής της παραπάνω ενδεικτικής σχέσης έχει δυο παραμέτρους, έναν εκθετικό συντελεστή ασαφοποίησης (fuzzyfier) F_1 και έναν δεύτερο σε ρόλο διαιρέτη F_2 . Μέσω αυτών το ασαφές σύνολο $A = \{\text{μεγάλοι αριθμοί}\}$ μπορεί να γραφτεί σαν:

$$A = \int \frac{1}{x \left(1 + \left(\frac{x}{F_2}\right)^{-F_1}\right)} / x \quad (\text{Π1.30})$$

Η λειτουργία της ασαφοποίησης μπορεί να υλοποιηθεί πιο συστηματικά συνδέοντας μία συνάρτηση ασαφοποίησης F με μία άλλη συνάρτηση που ονομάζεται *ασαφής πυρήνας* (fuzzy kernel) $k(x)$, η οποία είναι το ασαφές σύνολο που προκύπτει από την εφαρμογή του F στο “singleton” x . Αυτό γίνεται συχνά στις εφαρμογές ελέγχου όπου η είσοδος σε έναν έλεγχο πραγματικού χρόνου “on-line” ενός συστήματος έρχεται από αισθητήρες και για το λόγο αυτόν είναι “crisp”, συνήθως ένας πραγματικός αριθμός. Για να χρησιμοποιηθεί η είσοδος αυτή σε έναν ασαφή αλγόριθμο ελέγχου του συστήματος, πρέπει να μετατρέψει το “crisp” αριθμό σε ένα ασαφές σύνολο, ένα βήμα το οποίο λέγεται ασαφοποίηση. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του k στο ασαφές σύνολο A προκύπτει από τη σχέση:

$$F(A;K) = \int_x \mu_A(x) \cdot \mu_{K(x)}(x) / x \quad (\text{Π1.31})$$

όπου το $F(A;K)$ είναι ένα ασαφές σύνολο, το οποίο προκύπτει από την αλλαγή της *ασάφειας* (fuzziness) του A σύμφωνα με το K . Ο ασαφής πυρήνας $K(x)$ λειτουργεί σαν μάσκα, η οποία δίνει ένα βαθμό συμμετοχής σε κάθε στοιχείο x ενός χώρου αναφοράς και με τον τρόπο αυτό παράγει ένα ασαφές σύνολο.

Για την κατανόηση της λειτουργίας της ασαφοποίησης θα εξεταστεί το ακόλουθο παράδειγμα. Έστω ο χώρος αναφοράς:

$$X = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\} \quad (\text{Π1.32})$$

και ο ασαφής πυρήνας $k(x)$, ο οποίος κεντράρει ένα ασαφές σύνολο γύρω από τη σχέση:

$$k(5) = 0.33/3 + 0.67/4 + 1.0/5 + 0.67/6 + 0.33/7 \quad (\text{Π1.33})$$

με όλα τα άλλα στοιχεία του χώρου αναφοράς να έχουν μηδέν βαθμό συμμετοχής.

Ας υποθεθεί ότι υπάρχει η τιμή 3, η οποία είναι μια συγκεκριμένη μέτρηση σε μια καθορισμένη στιγμή. Αυτή η τιμή μπορεί να γραφεί ως ένα “singleton”:

$$A = \mu_A(3)/3 = 1.0/3 \tag{Π1.34}$$

Μετατρέπεται το A σε ασαφές σύνολο χρησιμοποιώντας τη σχέση (Π1.15) ως εξής:

$$\begin{aligned} F(A; K) &= \int_X \mu_A(x) \cdot \mu_{K(x)}(x) / x = \int_X [\mu_A(3) \cdot \mu_{K(5)}(x)] / x = \\ &= 0.33/1 + 0.67/2 + 1.0/3 + 0.67/4 + 0.33/5 \end{aligned} \tag{Π1.35}$$

που έχει σαν αποτέλεσμα τη μετατόπιση του ασαφούς πυρήνα έτσι, ώστε η κορυφή του να πέσει στο “singleton” με τιμή “3”. Διαφορετικά το αποτέλεσμα της εφαρμογής της σχέσης (Π1.30) είναι η κάλυψη της διακεκριμένης τιμής “3” που λήφθηκε από τη μετρητική διάταξη με το ασαφές σύνολο $K(5)$ του οποίου μετατοπίστηκε η κορυφή από το “5” στο “3”.

Π1.4 Ασαφείς Σχέσεις

Η ασαφής λογική αναπτύσσεται με τη βοήθεια των ακόλουθων ασαφών σχέσεων:

♦ *Ασαφής σχέση από το σύνολο X στο Y* : Μια ασαφής σχέση από το σύνολο X στο σύνολο Y είναι ένα ασαφές υποσύνολο του καρτεσιανού γινομένου $X \times Y$, όπου $X \times Y$ είναι η συλλογή διατεταγμένων ζευγών (x, y) με $x \in X, y \in Y$ και τα X, Y είναι οι χώροι αναφοράς των ασαφών συνόλων A και B αντίστοιχα. Το ασαφές σύνολο R χαρακτηρίζεται από μια συνάρτηση συμμετοχής $\mu_R(x, y)$ και εκφράζεται από τη σχέση:

$$R = \int_{X \times Y} \mu_R(x, y) / (x, y) \tag{Π1.36}$$

Για παράδειγμα εάν $X = \{\text{Γιάννης}, \text{Κώστας}\}$ και $Y = \{\text{Βαγγέλης}, \text{Χρήστος}\}$, τότε η δυαδική ασαφής σχέση της *ομοιότητας (resemblance)* μεταξύ των μελών του X και Y μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\begin{aligned} \text{ομοιότητα} &= 0,8/(\text{Γιάννης}, \text{Βαγγέλης}) + 0,6/(\text{Γιάννης}, \text{Χρήστος}) + \\ &0,2/(\text{Κώστας}, \text{Βαγγέλης}) + 0,9/(\text{Κώστας}, \text{Χρήστος}) \end{aligned} \tag{Π1.37}$$

Εναλλακτικά αυτή η σχέση μπορεί να εκφραστεί με ένα πραγματικό πίνακα:

	<i>Βαγγέλης</i>	<i>Χρήστος</i>
<i>Γιάννης</i>	0.8	0.6
<i>Κώστας</i>	0.2	0.9

στον οποίο το (i, j) -ιστό στοιχείο είναι η τιμή της $\mu_R(x, y)$ για την i -ιστή τιμή του x και την j -ιστή τιμή του y .

♦ *Ασαφής Υποθετική Πρόταση (fuzzy conditional statement)*: Αποτελεί μία πιο γενική έννοια, η οποία παίζει σημαντικό ρόλο στην υλοποίηση συστημάτων ασαφής λογικής και παριστάνεται ως εξής :

Εάν A τότε B ή εναλλακτικά : $A \rightarrow B$

όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα και όχι κανονικές μεταβλητές.

Για παράδειγμα:

***Εάν** (το x είναι μεγάλο) **τότε** (το y είναι μικρό)*

Βασικά οι προτάσεις αυτής της μορφής περιγράφουν μια σχέση μεταξύ δύο ασαφών μεταβλητών ορίζοντας την ασαφή υποθετική πρόταση.

♦ *Καρτεσιανό Γινόμενο δύο Ασαφών Συνόλων:* Εάν τα A, B είναι ασαφή σύνολα των X, Y αντίστοιχα, τότε το καρτεσιανό γινόμενο των A και B συμβολίζεται με $A \times B$ και ορίζεται σαν:

$$A \times B \equiv \int_{X \times Y} \mu_A(x) \wedge \mu_B(y) / (x, y) \tag{Π1.38}$$

Από τη σχέση αυτή προκύπτει ότι το $A \times B$ είναι ασαφές σύνολο των διατεταγμένων ζευγαριών (x, y) όπου $x \in X, y \in Y$ με το βαθμό συμμετοχής του (x, y) στο $A \times B$ να δίνεται από τη $\mu_A(x) \wedge \mu_B(y)$. Με τη βοήθεια των καρτεσιανών γινομένων μπορεί να υλοποιηθεί η ασαφής υποθετική πρόταση. Για παράδειγμα:

$$\text{Εάν } A \text{ τότε } B \text{ αλλιώς } C \equiv A \times B + (\neg A \times C) \tag{Π1.39}$$

όπου το $+$ παριστάνει την ένωση των ασαφών σχέσεων $A \times B$ και $(\neg A \times C)$.

♦ *Κανόνες Εξαγωγής Συμπεράσματος:* Στην ασαφή λογική υπάρχουν δύο σημαντικοί κανόνες εξαγωγής συμπεράσματος ο GMP (*Generalized modus ponens*) και ο GMT (*Generalized modus tollens*). Η βασική δομή τους φαίνεται παρακάτω:

GMP (<i>Generalized modus ponens</i>)		GMT (<i>Generalized modus tollens</i>)	
Υπόθεση 1:	<i>Το x είναι A'</i>	Υπόθεση 1:	<i>Το y είναι B'</i>
Υπόθεση 2:	<i>Εάν το x είναι A τότε το y είναι B</i>	Υπόθεση 2:	<i>Εάν το x είναι A τότε το y είναι B</i>
Συνέπεια:	<i>Το y είναι B'</i>	Συνέπεια:	<i>Το x είναι A'</i>

Επίσης οι τελευταίοι συμπληρώνονται από τον κανόνα εξαγωγής συμπεράσματος με τη χρήση των τελεστών *min, max (min-max compositional Rule of Inference)* [Π1.3]. Εάν το R είναι μια ασαφής σχέση στο $X \times Y$ και x είναι ένα ασαφές σύνολο που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , τότε ο κανόνας εξαγωγής συμπεράσματος με τη χρήση ελαχίστου-μεγίστου εκτιμά ότι το ασαφές σύνολο y του Y που προκύπτει από το x δίνεται από την εξίσωση:

$$Y = x \circ R \tag{Π1.40}$$

όπου το $x \circ R$ είναι η σύνθεση του x και του R .

Προς κατανόηση των προαναφερθέντων δίνεται το ακόλουθο παράδειγμα:

Έστω ότι υπάρχει μια ασαφής σχέση R , η οποία ορίζεται από την παρακάτω πρόταση:

Εάν το x είναι μικρό τότε το y είναι μεγάλο, αλλιώς το y δεν είναι πολύ μεγάλο

Το ερώτημα που τίθεται τώρα είναι ποια θα είναι η τιμή του y , εάν ισχύει η υπόθεση:

Το x είναι πολύ μικρό

Έστω ο χώρος αναφοράς για τα ασαφή σύνολα "μικρό" και "μεγάλο":

$$U = 1+2+3+4+5 \quad (\text{Π1.41})$$

Τα ασαφή σύνολα "μικρό" και "μεγάλο" δίνονται από τις παρακάτω σχέσεις:

$$\text{μικρό} = 1/1 + 0.8/2 + 0.6/3 + 0.4/4 + 0.2/5 \quad (\text{Π1.42})$$

$$\text{μεγάλο} = 0.2/1 + 0.4/2 + 0.6/3 + 0.8/4 + 1/5 \quad (\text{Π1.43})$$

Μπορεί να οριστεί η ασαφής σχέση R με την παρακάτω σχέση:

$$\text{Εάν (το } x \text{ είναι μικρό) τότε (το } y \text{ είναι μεγάλο) αλλιώς (το } y \text{ δεν είναι πολύ μεγάλο)} \equiv \text{μικρό} \times \text{μεγάλο} + (\neg \text{μικρό} \times \text{όχι πολύ μεγάλο}) \quad (\text{Π1.44})$$

Το ασαφές σύνολο "όχι πολύ μεγάλο" ορίζεται με την παρακάτω σχέση:

$$\begin{aligned} \text{όχι πολύ μεγάλο} &= \neg(\text{πολύ μεγάλο}) = \\ &= \neg(0.04/1 + 0.16/2 + 0.36/3 + 0.64/4 + 1.0/5) = \\ &= 0.96/1 + 0.84/2 + 0.64/3 + 0.36/4 + 0.0/5 \end{aligned} \quad (\text{Π1.45})$$

και το ασαφές σύνολο "όχι μικρό" ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$\begin{aligned} \text{όχι μικρό} &= \neg \text{μικρό} = \neg(1.0/1 + 0.8/2 + 0.6/3 + 0.4/4 + 0.2/5) = \\ &= 0.0/1 + 0.2/2 + 0.4/3 + 0.6/4 + 0.8/5 \end{aligned} \quad (\text{Π1.46})$$

Το καρτεσιανό γινόμενο των ασαφών συνόλων "όχι μικρό" και "όχι πολύ μεγάλο" είναι ίσο με:

$$\begin{aligned} \text{όχι μικρό} \times \text{όχι πολύ μεγάλο} &= \\ &= 0.0/(1,1) + 0.0/(1,2) + 0.0/(1,3) + 0.0/(1,4) + 0.0/(1,5) \\ &+ 0.2/(2,1) + 0.2/(2,2) + 0.2/(2,3) + 0.2/(2,4) + 0.0/(2,5) \\ &+ 0.4/(3,1) + 0.4/(3,2) + 0.4/(3,3) + 0.36/(3,4) + 0.0/(3,5) \\ &+ 0.6/(4,1) + 0.6/(4,2) + 0.6/(4,3) + 0.36/(4,4) + 0.0/(4,5) \\ &+ 0.8/(5,1) + 0.8/(5,2) + 0.64/(5,3) + 0.36/(5,4) + 0.0/(5,5) \end{aligned} \quad (\text{Π1.47})$$

Επίσης το καρτεσιανό γινόμενο των ασαφών συνόλων "μικρό" και "μεγάλο" είναι ίσο με:

$$\begin{aligned}
\text{μικρό} \times \text{μεγάλο} &= 0.2/(1,1)+0.4/(1,2)+0.6/(1,3)+0.8/(1,4)+1.0/(1,5) \\
&+0.2/(2,1)+0.4/(2,2)+0.6/(2,3)+0.8/(2,4)+0.8/(2,5) \\
&+0.2/(3,1)+0.4/(3,2)+0.6/(3,3)+0.6/(3,4)+0.6/(3,5) \\
&+0.2/(4,1)+0.4/(4,2)+0.4/(4,3)+0.4/(4,4)+0.4/(4,5) \\
&+0.2/(5,1)+0.2/(5,2)+0.2/(5,3)+0.2/(5,4)+0.2/(5,5)
\end{aligned} \tag{Π1.48}$$

Με βάση τα παραπάνω μπορεί να γραφεί για την ασαφή σχέση R:

$$\begin{aligned}
\text{μικρό} \times \text{μεγάλο} + (\neg\text{μικρό} \times \text{όχι πολύ μεγάλο}) &= \\
&0.2/(1,1)+0.4/(1,2)+0.6/(1,3)+0.8/(1,4)+1.0/(1,5) \\
&+0.2/(2,1)+0.4/(2,2)+0.6/(2,3)+0.8/(2,4)+0.8/(2,5) \\
&+0.4/(3,1)+0.4/(3,2)+0.6/(3,3)+0.6/(3,4)+0.6/(3,5) \\
&+0.6/(4,1)+0.6/(4,2)+0.6/(4,3)+0.4/(4,4)+0.4/(4,5) \\
&+0.8/(5,1)+0.8/(5,2)+0.64/(5,3)+0.36/(5,4)+0.2/(5,5)
\end{aligned} \tag{Π1.49}$$

όπου ο τελεστής "+" έχει την έννοια του μεγαλύτερου και με αυτήν τη λογική υλοποιήθηκε. Για την ασαφή σχέση R μπορεί να σχηματισθεί ο παρακάτω πίνακας:

$$R = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.4 & 0.6 & 0.8 & 1.0 \\ 0.2 & 0.4 & 0.6 & 0.8 & 0.8 \\ 0.4 & 0.4 & 0.6 & 0.6 & 0.6 \\ 0.6 & 0.6 & 0.6 & 0.4 & 0.4 \\ 0.8 & 0.8 & 0.64 & 0.36 & 1.0 \end{bmatrix}$$

Το ασαφές σύνολο "πολύ μικρό" ορίζεται από την παρακάτω σχέση:

$$\text{πολύ μικρό} = 1.0/1+0.64/2+0.36/3+0.16/4+0.04/5 \tag{Π1.50}$$

Σύμφωνα με τον κανόνα εξαγωγής συμπεράσματος με χρήση ελαχίστου-μεγίστου, εάν το x είναι το ασαφές σύνολο "πολύ μικρό", το y θα δίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$y = x \circ R = [1 \ 0.64 \ 0.36 \ 0.16 \ 0.04] \circ R = [0.36 \ 0.4 \ 0.6 \ 0.8 \ 1] \tag{Π1.51}$$

Π1.5 Αναγκαιότητα & Ανάπτυξη ενός Ασαφούς Υπολογιστικού Συστήματος

Οι προσπάθειες για αυτοματοποίηση διαφόρων εκφράσεων της ανθρώπινης δραστηριότητας, από τη διάγνωση ενός ασθενούς μέχρι και τις διαδικασίες χειρισμού μίας μονάδας παραγωγής ενέργειας, χαρακτηρίζονται έντονα από το διαφορετικό τρόπο με τον οποίο σκέφτονται και κρίνουν οι άνθρωποι και από τον τρόπο με τον οποίο είναι προγραμματισμένοι οι υπολογιστές. Ως παράδειγμα αναφέρεται ο τρόπος, με τον οποίο αποθηκεύονται οι θερμοκρασίες μίας ημέρας στον υπολογιστή, όπου κρατά μία αριθμητική τιμή, χωρίς να είναι σε θέση να τη χαρακτηρίσει. Αντίθετα ο άνθρωπος,

χωρίς να κρατά μία συγκεκριμένη θερμοκρασία χαρακτηρίζει τη θερμοκρασία ως υψηλή για την τρέχουσα ημέρα, αν είναι πάνω από τους 30°C το καλοκαίρι και 20°C το χειμώνα, δεδομένο που δε θα μπορούσε ο υπολογιστής να χρησιμοποιήσει άμεσα.

Σ' αυτό το σημείο εισέρχεται η έννοια της *ασάφειας*, δηλαδή της ιδιότητας της γλώσσας, η οποία δηλώνει την αοριστία, που δεν καθορίζεται με ένα απλό «ναι» ή «όχι» και που θα προσομοιωνόταν εύκολα με μία δυαδική μεταβλητή. Ουσιαστικά είναι ένα χαρακτηριστικό της αναπαράστασης των διαφόρων «αντικειμένων» σ' ένα περιβάλλον συμβόλων και γενικά μία ιδιότητα των μοντέλων και της γλώσσας.

Το σύνολο των βασικών εννοιών, στα οποία στηρίζεται η πρακτική υλοποίηση της ασαφούς λογικής, είναι:

- **ασαφή σύνολα**, δηλαδή εκείνα τα σύνολα που δεν έχουν ένα ορισμένο τρόπο συμμετοχής σε μία ομάδα, αλλά επιτρέπουν στοιχεία / αντικείμενα να έχουν βαθμούς συμμετοχής π.χ. μεταξύ του 0 και του 1. Ένα ασαφές σύνολο με πεδίο ορισμού το σύνολο U ορίζεται από τη συνάρτηση συμμετοχής $\mu_F: U \rightarrow [0,1]$ και χαρακτηρίζεται από μία λεκτική μεταβλητή F (βλ. παρ. Π1.2).

- **λεκτικές μεταβλητές**, δηλαδή οι συνηθισμένες λεκτικές εκφράσεις που χρησιμοποιούνται, για να συμβολίσουν ένα συγκεκριμένο ασαφές σύνολο σ' ένα δοσμένο πρόβλημα και παίρνουν τιμές, όπως «μεγάλη», «μεσαία» και «μικρή» (βλ. παρ. Π1.6.1).

- **συνάρτηση συμμετοχής**, δηλαδή είναι η συνάρτηση απεικόνισης κάθε στοιχείου του χώρου αναφοράς X στο διάστημα $[0,1]$ και παριστάνεται αυτή η απεικόνιση με την ακόλουθη σχέση:

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1] \quad (\text{Π1.52})$$

Ουσιαστικά οι συναρτήσεις συμμετοχής ή συγγένειας μπορούν να αναπαραστήσουν την υποκειμενική ιδέα μίας αόριστης έκφρασης (βλ. παρ. Π1.4 & Π1.6.2).

- **λογικό συμπέρασμα**, δηλαδή η διαδικασία εξαγωγής συμπεράσματος με την ακόλουθη δομή: Έστω ότι η *υπόθεση 1* είναι “Το x είναι A ” και η *υπόθεση 2* είναι “Αν x είναι A , τότε το y είναι B ”, τότε προκύπτει το *συμπέρασμα* ότι “Το y είναι B ” (βλ. παρ. Π1-4 & Π1-6.5).

- **δομή ασαφούς δικτύου**, δηλαδή εκείνο το σύστημα, το οποίο χρησιμοποιεί την ασαφή λογική για την επίλυση ενός προβλήματος, ενώ δηλαδή του δίνεται μία μη-ασαφής είσοδος και λαμβάνεται πάλι μη-ασαφής έξοδος. Ουσιαστικά αποτελείται από τέσσερα στοιχεία:

- α. τη **θύρα ασάφειας**, που είναι μία απεικόνιση του πραγματικού μη ασαφούς χώρου κατάστασης των εισόδων $U \subseteq R^n$ στα ασαφή σύνολα που ορίζονται στο U . Ουσιαστικά είναι ο σύνδεσμος ανάμεσα στον εξωτερικό κόσμο και στο ασαφές σύστημα (βλ. παρ. Π1-3 & Π1-6.3).

- β. τη **βάση ασαφών κανόνων**, το οποίο είναι ένα σύνολο λεκτικών κανόνων της μορφής *αν-τότε (if-then)*. Το *αν-τμήμα* είναι το τμήμα της υπόθεσης, ενώ το *τότε-τμήμα* είναι το τμήμα συμπεράσματος. Δηλαδή έχει τη μορφή:

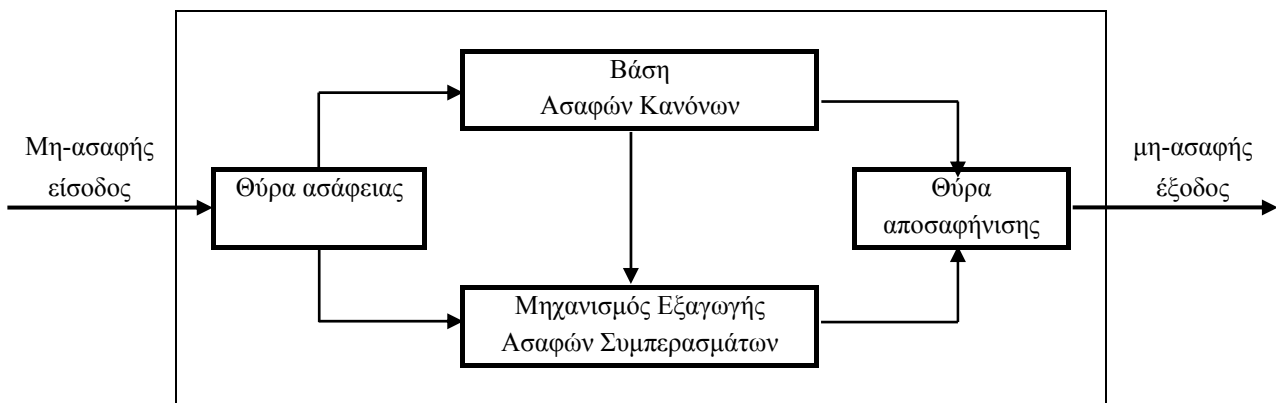
$$R^i: \text{Αν } (x_1 \text{ είναι } A_1^i), (x_2 \text{ είναι } A_2^i) \dots \text{ και } (x_n \text{ είναι } A_n^i), \text{ τότε } y^i \text{ είναι ίσο με } W^i \quad (\text{Π1.53})$$

όπου R^i είναι οι ασαφείς κανόνες, x_i οι μεταβλητές εισόδου του ασαφούς συστήματος, y_i η έξοδος του i -οστού κανόνα και A_n^i οι λεκτικοί όροι που χαρακτηρίζονται από τις συναρτήσεις συμμετοχής (βλ. παρ. Π1.4 & Π1.6.4).

γ. το **μηχανισμό εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων**, ο οποίος είναι ο μηχανισμός μέσω του οποίου εξάγονται συμπεράσματα βασιζόμενοι στους ασαφείς κανόνες της μορφής *αν-τότε* και στους συνθετικούς κανόνες εξαγωγής συμπερασμάτων. Με αυτόν τον τρόπο διαμορφώνονται τα σύνολα της εξόδου του συστήματος (βλ. παρ. Π1.4 & Π1.6.5).

δ. τη **θύρα αποσαφήνισης**, όπου λαμβάνει τις εξόδους του μηχανισμού εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων και παράγει μία σαφή έξοδο, η οποία αντιπροσωπεύει την πραγματική έξοδο του συστήματος (βλ. παρ. Π1.4 & Π1.6.6).

Γενικά η βασική δομή του ασαφούς δικτύου είναι η ακόλουθη:



Σχήμα Π1.1: Βασική δομή ασαφούς συστήματος [Π1.4]

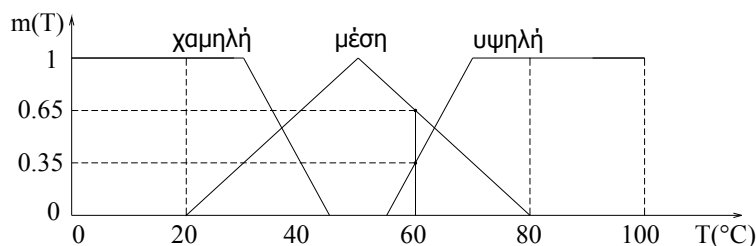
Π1.6 Ανάλυση Βασικών Εννοιών Ασαφούς Υπολογιστικού Συστήματος

Σ’ αυτήν την παράγραφο θα γίνει μία περαιτέρω ανάλυση των βασικών στοιχείων του ασαφούς συστήματος. Η μεθοδολογία αυτή εφαρμόζεται κατά κύριο λόγο σε ελεγκτές λειτουργίας συσκευών, παραδείγματος χάρη στον έλεγχο λειτουργίας πλυντηρίων για εξοικονόμηση καταναλισκόμενου νερού και ενέργειας, καθώς και στην πρόβλεψη φορτίου και ενέργειας. Στη συνέχεια θα αναλυθούν τα βήματα ενός μοντέλου ασαφούς λογικής.

Π1.6.1 Λεκτικές μεταβλητές

Μια *λεκτική μεταβλητή* (Linguistic variable) είναι μία μεταβλητή που αποτελείται από ασαφή νούμερα ή γενικότερα λέξεις που αντιπροσωπεύονται από ασαφή σύνολα. Για παράδειγμα, για τη μεταβλητή «θερμοκρασία» μπορεί να είναι *χαμηλή*, *μέση* και *υψηλή*. Αυτές ονομάζονται *ασαφείς τιμές* (fuzzy values). Κάθε μία από αυτές μοντελοποιείται

από τη δική της συνάρτησης συμμετοχής. Οι ασαφείς τιμές *χαμηλή*, *μέση* και *υψηλή* μπορούν να μοντελοποιηθούν, όπως στο ακόλουθο σχήμα.



Σχήμα Π1.2: Η λεκτική μεταβλητή «θερμοκρασία» & οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής

Από το σχήμα φαίνεται ότι σχηματίζονται τρεις διαφορετικές συναρτήσεις συμμετοχής $\mu_{\theta,χαμηλή}(T)$, $\mu_{\theta,μέση}(T)$ και $\mu_{\theta,υψηλή}(T)$ μοντελοποιώντας τις λέξεις *χαμηλή* (*low*), *μέση* (*medium*) και *υψηλή* (*high*) αντίστοιχα. Κάθε τιμή της θερμοκρασίας, π.χ. 60°C, έχει ένα μοναδικό βαθμό συμμετοχής σε κάθε ασαφή τιμή της θερμοκρασίας. Για παράδειγμα, η θερμοκρασία 60°C είναι *χαμηλή* σε ένα βαθμό 0, *μέση* σε ένα βαθμό 0,65 και *υψηλή* σε ένα βαθμό 0,35.

Διακρίνονται τέσσερα διαφορετικά επίπεδα στον προσδιορισμό μιας λεκτικής μεταβλητής. Στο πρώτο επίπεδο υπάρχει το όνομα της μεταβλητής, π.χ. *θερμοκρασία*. Στο δεύτερο επίπεδο οι ονομασίες των ασαφών τιμών (αρχίζοντας με ένα αρχικό σύνολο τιμών που ονομάζονται *primary values* ή *term set*). Εδώ βρίσκονται οι τρεις ασαφείς τιμές: *χαμηλή*, *μέση* και *υψηλή*. Στο τρίτο επίπεδο είναι η συνάρτηση συμμετοχής και στο τέταρτο επίπεδο ο χώρος αναφοράς. Και τα τέσσερα επίπεδα είναι αναγκαία στον προσδιορισμό της μεταβλητής. Είναι απαραίτητο να αναφερθεί ότι οι λεκτικές μεταβλητές έχουν μια διπλή φύση: στα δύο πρώτα επίπεδα μια συμβολική λεκτική περιγραφή, και στα τελευταία επίπεδα ένα καλά προσδιορισμένο αναλυτικό τύπο, δηλ. τη συνάρτηση συμμετοχής και τις τιμές της. Αυτή η διπλή ταυτότητα είναι ένα γενικό χαρακτηριστικό των ασαφών λεκτικών περιγραφών αποδίδοντάς τους κατάλληλους για την εκτέλεση και των συμβολικών (ποιοτικών) και των αριθμητικών (ποσοτικών) υπολογισμών.

Γενικά, οι τιμές μιας λεκτικής μεταβλητής μπορεί να είναι σύνθετες τιμές, δηλαδή να είναι τιμές που κατασκευάστηκαν μέσω της χρήσης των αρχικών τιμών και των λεκτικών τροποποιήσεων όπως *ΟΧΙ*, *ΠΟΛΥ*, *ΜΑΛΛΟΝ*, *ΣΧΕΔΟΝ* και *ΠΕΡΙΣΣΟΤΕΡΟ* *Η* *ΛΙΓΟΤΕΡΟ*. Για παράδειγμα, έξω από το αρχικό σύνολο των αρχικών τιμών *χαμηλή*, *μέση* και *υψηλή* για την θερμοκρασία, σύνθετες τιμές όπως *ΟΧΙ χαμηλή*, *ΠΟΛΥ χαμηλή*, *ΜΑΛΛΟΝ μέση* και *ΣΧΕΔΟΝ υψηλή* μπορούν να σχηματιστούν.

Στην ασαφή λογική η ευλυγισία της διευθέτησης των συναρτήσεων συμμετοχής είναι χρήσιμη για την κατηγοριοποίηση των παραμέτρων ενός χώρου σε συμφωνία με το μοναδικό χαρακτηριστικό του χώρου. Εάν η *θερμοκρασία* θεωρηθεί με μια συμβατική έννοια, ότι δηλαδή είναι μια αριθμητική μεταβλητή, οι μετρήσεις της είναι απλώς οι αριθμοί ενός διαστήματος, για παράδειγμα πραγματικοί αριθμοί με δύο δεκαδικά ψηφία ανάμεσα στο 0 και 100°C. Μπορεί να αντιστοιχηθεί σε κάθε αριθμό μια κατηγορία της θερμοκρασίας. Σ' αυτήν την περίπτωση θα ήταν δυνατό να υπάρχουν 100 διαφορετικές

κατηγορίες. Για ορισμένες εφαρμογές αυτή μπορεί να είναι μια αποδεκτή κατηγοριοποίηση των τιμών της θερμοκρασίας. Για άλλες μπορεί να χρειάζονται 1000 κατηγορίες, ενώ σε άλλες περιπτώσεις 3 κατηγορίες μπορεί να επαρκούν. Οι ασαφείς τιμές εξασφαλίζουν αυτό το είδος ευλυγισίας. Βέβαια αυτό αποτελεί συγχρόνως και ένα μειονέκτημα των ασαφών μοντέλων, διότι το πλήθος των ασαφών τιμών που θα χρησιμοποιηθούν για την αναπαράσταση της ασαφούς μεταβλητής είναι μέγεθος προς προσδιορισμό.

Π1.6.2 Συνάρτηση συμμετοχής

Η συνάρτηση συμμετοχής αναλαμβάνει ουσιαστικά την υλοποίηση της μετάβασης από τις πραγματικές τιμές στις ασαφείς και το αντίστροφο. Είναι ουσιαστικά ο συνδετικός κρίκος μεταξύ ποιοτικών και των ποσοτικών τιμών της υπό μελέτη μεταβλητής.

Υπάρχουν διάφορα είδη συναρτήσεων συμμετοχής, όπως είναι η γκαουσιανή, η τριγωνική και η τραπεζοειδής. Οι αντίστοιχες μαθηματικές τους εκφράσεις δίνονται ακολούθως για την i -οστή μεταβλητή του j -οστού κανόνα:

$$\text{Γκαουσιανή} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \quad (\text{Π1.54})$$

$$\text{Τριγωνική} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} 0 & , \quad x_i < a_i^j \text{ ή } x_i > c_i^j \\ \frac{x_i - a_i^j}{b_i^j - a_i^j} & , \quad a_i^j \leq x_i \leq b_i^j \\ 1 - \frac{b_i^j - x_i}{c_i^j - b_i^j} & , \quad b_i^j < x_i \leq c_i^j \end{cases} \quad (\text{Π1.55})$$

$$\text{Τραπεζοειδής} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} 0 & , \quad x_i \leq a_i^j \\ \frac{x_i - a_i^j}{b_i^j - a_i^j} & , \quad a_i^j < x_i < b_i^j \\ 1 & , \quad b_i^j \leq x_i \leq c_i^j \\ 1 - \frac{c_i^j - x_i}{d_i^j - c_i^j} & , \quad c_i^j < x_i < d_i^j \\ 0 & , \quad d_i^j \leq x_i \end{cases} \quad (\text{Π1.56})$$

Μπορεί επίσης να υπολογιστεί με βάση τα στατιστικά δεδομένα. Υπάρχει μορφή, σύμφωνα με την οποία λεκτικά προσδιορίζεται η μεταβλητή, π.χ. η τιμή P κυμαίνεται συνήθως ανάμεσα στις τιμές p_2 και p_3 , αλλά ποτέ δεν είναι μικρότερο από την p_1 και μεγαλύτερο από την p_4 . Εφόσον είναι γνωστή η μέση τιμή a_0 της μεταβλητής και το μέγιστο σφάλμα e ως ποσότητα, μπορούν να προσδιοριστούν οι παράμετροι της συνάρτησης συμμετοχής μέσω των σχέσεων:

$$\begin{aligned}
 v_1 &= a_0 - e & v_2 &= a_0 - \frac{e}{2} \\
 v_3 &= a_0 + \frac{e}{2} & v_4 &= a_0 + e
 \end{aligned}
 \tag{Π1.57}$$

και να προσεγγιστεί η αντίστοιχη καμπύλη, για παράδειγμα με τη χρήση της τραπεζοειδούς συνάρτησης. Άλλος τρόπος είναι μέσω ενός μικρού δείγματος μεταβλητών x_i να προσδιοριστούν τα αντίστοιχα μεγέθη μέσω των σχέσεων:

$$\begin{aligned}
 p_1 &= \min\{x_i\} & p_2 &= E[x_i] - d \cdot [E[x_i] - \min\{x_i\}] \\
 p_3 &= E[x_i] + d \cdot [\max\{x_i\} - E[x_i]] & p_4 &= \max\{x_i\}
 \end{aligned}
 \tag{Π1.58}$$

όπου $E[x_i]$ είναι η μέση τιμή του x μέσω της δειγματοληψίας και d ο παράγοντας της διασποράς που περιγράφει την αβεβαιότητα των δεδομένων.

Βέβαια οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορεί να έχουν πιο περίπλοκη μορφή από τις παραπάνω ή να είναι συνάρτησης βηματικής μορφής ή κλιμακωτής βηματικής, όπου η άνοδος γίνεται μέσω μίας γραμμικής έκφρασης -ουσιαστικά οι τρεις πρώτοι όροι της τραπεζοειδούς συνάρτησης.

Πάντως μία από τις κύριες επιδιώξεις είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής να έχουν απλές μορφές, ώστε να γίνονται εύκολα αντιληπτές και να επιτρέπουν στο χρήστη την αντιστοίχιση των πραγματικών τιμών με τις ασαφείς τιμές της υπό μελέτη μεταβλητής.

Π1.6.3 Ασαφοποίηση

Η *ασαφοποίηση (Fuzzification)* είναι η διαδικασία μετατροπής μίας συγκεκριμένης τιμής (60°C) που λαμβάνεται για την υπό μετασχηματισμό ασαφή μεταβλητή (*θερμοκρασία*) σε μία ασαφή τιμή π.χ. μέση θερμοκρασία με ένα βαθμό συμμετοχής 0,65 που δίνεται από την τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής $\mu_{\text{θερμοκρασία, μέση}}(T)$.

Στο σχήμα Π1-2 κατά την ασαφοποίηση η λαμβανόμενη τιμή του φυσικού μεγέθους της *θερμοκρασίας* από την αντίστοιχη μετρητική διάταξη μετατρέπεται σε ασαφή τιμή της ασαφούς μεταβλητής *θερμοκρασίας*. Δηλαδή η θερμοκρασία των 60°C μέσω της τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής της *μέσης* ασαφούς τιμής της συνώνυμης ασαφούς μεταβλητής έχει βαθμό συμμετοχής ίσο με 0,65. Όμως η ίδια τιμή των 60°C αντιστοιχίζεται συγχρόνως σε κάθε ασαφή τιμή της ασαφούς θερμοκρασίας, καθώς για τη *χαμηλή* ασαφή τιμή έχει ένα βαθμό 0 και για την *υψηλή* ένα βαθμό 0,35. Στην προκειμένη περίπτωση το άθροισμα όλων των βαθμών είναι ίσο με τη μονάδα.

Αυτό δεν είναι απαραίτητο να συμβαίνει πάντα, εξαρτάται από τον τρόπο ορισμού και διάταξης των συναρτήσεων συμμετοχής. Ωστόσο, αν το άθροισμα των συναρτήσεων συμμετοχής όλων των ασαφών τιμών για κάθε συγκεκριμένη τιμή της υπό μετατροπή μεταβλητής είναι μονάδα, τότε επιτυγχάνεται ισοβαρής αντιπροσώπευση των πραγματικών τιμών στο ασαφές μοντέλο. Στο παράδειγμα του σχήματος Π1-2 πάντως δεν ισχύει, γιατί π.χ. για τη θερμοκρασία των 30°C η συνάρτηση συμμετοχής της *χαμηλής*

ασαφούς τιμής είναι 1,00, της μέσης 0,33 και της υψηλής 0, οπότε το άθροισμά τους είναι ίσο με 1,33, μεγαλύτερο από της αντίστοιχης των 60°C.

Επίσης συνηθίζεται για λόγους απλότητας κάθε τιμή της πραγματικής μεταβλητής να αντιστοιχεί σε μία ή δύο ασαφείς τιμές με μη μηδενικούς βαθμούς συμμετοχής. Στην προκειμένη περίπτωση φαίνεται ότι ισχύει, αφού για καμία τιμή θερμοκρασίας δεν δίνουν και οι τρεις συναρτήσεις συμμετοχής μη μηδενική τιμή. Με αυτά τα στοιχεία μπορεί να υλοποιηθεί η θύρα ασαφείας του μοντέλου του σχήματος Π1-1.

Π1.6.4 Ασαφείς λεκτικές περιγραφές και βάση κανόνων

Οι ασαφείς λεκτικές περιγραφές (fuzzy linguistic descriptions) είναι τυπικές παραστάσεις συστημάτων που χρησιμοποιούνται μέσω ασαφών αν/τότε κανόνων. Προσφέρουν μια εναλλακτική και συχνά συμπληρωματική γλώσσα σε τυπικές προσεγγίσεις που μπορούν να περιλαμβάνουν ακόμη και διαφορικές εξισώσεις. Ανεπίσημα, οι λεκτικές περιγραφές χρησιμοποιούνται από τους ανθρώπους καθημερινά για την εκτέλεση εξειδικευμένων εργασιών, όπως ο έλεγχος των βιομηχανικών εγκαταστάσεων, ανίχνευση μηχανικών βλαβών, χαρακτηρισμό εδαφών κ.α. Παρά το γεγονός ότι οι ασαφείς λεκτικές περιγραφές σχηματίζονται με μία ανθρώπινης μορφής γλώσσα έχουν αυστηρές μαθηματικές θεμελιώσεις που ορίζονται στη θεωρία ασαφών συνόλων. Αυτές κωδικοποιούν γνώσεις για ένα σύστημα στη μορφή:

$$EAN \text{ (ένα σύνολο από συνθήκες ικανοποιείται) } \text{ TOTE (ένα σύνολο από συνθήκες συνεπάγεται) } \quad (\text{Π1.59})$$

Για παράδειγμα στην περίπτωση πρόβλεψης ενέργειας ισχύει ότι:

EAN το ΑΕΠ είναι αρνητικό ΚΑΙ οι Θερμοημέρες είναι μηδενικές ΚΑΙ οι Ψυχροημέρες είναι μηδενικές TOTE η Ενέργεια είναι μηδενική ΑΛΛΙΩΣ

EAN το ΑΕΠ είναι μηδενικό ΚΑΙ οι Θερμοημέρες είναι μηδενικές ΚΑΙ οι Ψυχροημέρες είναι αρνητικές TOTE η Ενέργεια είναι αρνητική ΑΛΛΙΩΣ

...

EAN το ΑΕΠ είναι πολύ θετικό ΚΑΙ οι Θερμοημέρες είναι μηδενικές ΚΑΙ οι Ψυχροημέρες είναι μηδενικές TOTE η Ενέργεια είναι θετική.

Οι τρεις πρώτες είναι λεκτικές μεταβλητές που περιγράφουν τις εισόδους του ασαφούς μοντέλου και η τελευταία η λεκτική μεταβλητή που περιγράφει την αντίστοιχη έξοδο. Μια λεκτική μεταβλητή είναι μια μεταβλητή της οποίας οι τιμές είναι ασαφή νούμερα (ή πιο γενικά λέξεις) και οι οποίες αναφέρονται ως ασαφείς τιμές (fuzzy values). Στους παραπάνω κανόνες οι ασαφείς τιμές της λεκτικής μεταβλητής της μεταβολής του Α.Ε.Π. (GNP) είναι πολύ αρνητικό, αρνητικό, μηδενικό, θετικό και πολύ θετικό αντίστοιχα. Αντίστοιχα διαμορφώνονται και των άλλων ασαφών μεταβλητών.

Μεμονωμένες ασαφείς προτάσεις τόσο στο δεξί, όσο και στο αριστερό μέρος ενός κανόνα συνδέονται με συνδετικές εκφράσεις, όπως και (AND) ή ή (OR). Μεμονωμένοι αν/τότε (IF/THEN) κανόνες συνδέονται με αλλιώς (ELSE) για το σχηματισμό ενός ασαφούς αλγόριθμου. Προτάσεις και αν/τότε κανόνες στην κλασική λογική μπορούν να

είναι και αλήθεια και ψέμα παράλληλα. Στην ασαφή λογική, όμως, μπορούν να είναι είτε αλήθεια είτε ψέμα σε ένα βαθμό.

Η συλλογή των παραπάνω κανόνων που περιγράφουν την προϋπάρχουσα γνώση με την οποία τροφοδοτείται το ασαφές μοντέλο αποτελεί τη *βάση ασαφών κανόνων* (regulation basis) (βλ. σχήμα Π1-1, άνω τμήμα).

Π1.6.5 Ασαφής εξαγωγή συμπεράσματος

Η ασαφής εξαγωγή συμπεράσματος αναφέρεται σε διαδικασίες υπολογισμού που χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση ασαφών λεκτικών περιγραφών. Οι βασικές διαδικασίες για την εξαγωγή συμπεράσματος είναι: *generalized modus ponens (GMP)* και *generalized modus tollens (GMT)*. Για πιο εύκολη κατανόηση χρησιμοποιείται μία λεκτική περιγραφή που να εμπλέκει μόνο έναν απλό κανόνα *αν/τότε* με τη γνωστή σχέση συνεπαγωγής $R(x,y)$ και μια ασαφή τιμή A' που ταιριάζει περίπου με τον αρχικό κανόνα. Το *generalized modus ponens* επιτρέπει να βρεθεί ως συμπέρασμα το B' που προκύπτει. Τυπικά δηλώνεται ως:

$$\frac{\text{Εάν το } X \text{ είναι } A \text{ τότε το } Y \text{ είναι } B}{\text{το } X \text{ είναι } A'} \quad \text{το } Y \text{ είναι } B' \quad (\text{Π1.60})$$

όπου οτιδήποτε πάνω από τη γραμμή είναι αναλυτικά γνωστό και ό,τι είναι κάτω είναι αναλυτικά άγνωστο. Γίνεται η υπόθεση, για παράδειγμα, ότι υπάρχει ο κανόνας “*εάν η μεταβολή θερμοημερών είναι υψηλή, τότε η μεταβολή ενέργειας είναι μηδέν*”. Δεδομένου ότι “*η μεταβολή θερμοημερών είναι πολύ χαμηλή*”, ο GMP επιτρέπει να εκτιμηθεί ο κανόνας και να συναχθεί μια νέα τιμή για τη *μεταβολή ενέργειας*. Η αναφερόμενη τιμή B' υπολογίζεται με τη σύνθεση της A' με τη σχέση συνεπαγωγής $R(x,y)$. Αν εξετασθεί τι εμπλέκεται αναλυτικά στη (Π1.60), τότε φαίνεται ότι είναι γνωστή η σχέση συνεπαγωγής $R(x,y)$ του κανόνα “*Εάν το X είναι A τότε το Y είναι B* ” και η συνάρτηση συμμετοχής της A' . Για να υπολογισθεί η συνάρτηση συμμετοχής της B' στη (Π1.60) χρησιμοποιείται η εξαγωγή συμπεράσματος με βάση το μέγιστο-ελάχιστο του ασαφούς συνόλου A' με $R(x,y)$, δηλαδή:

$$B' = A' \circ R(x,y) \quad (\text{Π1.61})$$

Με όρους της συνάρτησης συμμετοχής της παραπάνω εξίσωσης ισχύει:

$$\mu_B(y) = \vee_X [\mu_A(x) \wedge \mu(x,y)] \quad (\text{Π1.62})$$

όπου $\mu_A(x)$ είναι η συνάρτηση συμμετοχής της A' , $\mu(x,y)$ η συνάρτηση συμμετοχής της σχέσης συνεπαγωγής και $\mu_B(y)$ η συνάρτηση συμμετοχής της B' . Θα πρέπει να αναφερθεί ξανά ότι η εξαγωγή συμπεράσματος μέγιστου-ελαχίστου (\circ) είναι ανάλογη με τον πολλαπλασιασμό πινάκων με $\max(\vee)$ και $\min(\wedge)$ στη θέση της πρόθεσης (+) και του πολλαπλασιασμού (\times).

Στην περίπτωση του *generalized modus tollens* ένας κανόνας και μια ασαφής τιμή, που ταιριάζει περίπου με αυτήν που προκύπτει, δίνονται και ζητείται να συναχθεί η προηγούμενη έκφραση:

$$\frac{\text{Εάν το } X \text{ είναι } A \text{ τότε το } Y \text{ είναι } B}{\text{το } Y \text{ είναι } B'} \quad (\text{Π1.63})$$

$$\text{το } X \text{ είναι } A'$$

Στο *GMT* γνωρίζουμε το $R(x,y)$ και τη B' που προκύπτει. Για να υπολογισθεί η συνάρτηση συμμετοχής της A' στην παραπάνω σχέση, χρησιμοποιείται η εξαγωγή συμπεράσματος με βάση το μέγιστο-ελάχιστο της $R(x,y)$ με το ασαφές σύνολο B' , δηλαδή:

$$A' = R(x,y) \circ B' \quad (\text{Π1.64})$$

Με όρους της συνάρτησης συμμετοχής της παραπάνω εξίσωσης είναι:

$$\mu_{A'}(x) = \vee_Y [\mu(x,y) \wedge \mu_{B'}(y)] \quad (\text{Π1.65})$$

Βέβαια υπάρχουν και άλλες μέθοδοι εξαγωγής συμπεράσματος, όπως η *σύνθεση μέγιστου αποτελέσματος (max-product composition)*, στην οποία η συνάρτηση συμμετοχής της B' στο (Π1.61) δίνεται από:

$$\mu_{B'}(y) = \vee_X [\mu_A(x) \bullet \mu_R(x,y)] \quad (\text{Π1.66})$$

όπου λαμβάνεται το μέγιστο σε αναφορά προς το x όλων των προϊόντων των ζευγαριών μέσα στις παρενθέσεις.

Π1.6.6 Αποσαφήνιση

Η λειτουργία της *αποσαφήνισης (Defuzzification)* είναι μία απεικόνιση από το χώρο των ασαφών ενεργειών σε ένα χώρο καθορισμένων (μη ασαφών) ενεργειών. Η λειτουργία αυτή χρησιμοποιείται, διότι σε πολλές πρακτικές εφαρμογές απαιτείται μία συγκεκριμένη ενέργεια ή μία συγκεκριμένη τιμή του μεγέθους εξόδου. Μία στρατηγική αποσαφήνισης έχει σκοπό να παράγει αυτήν την τιμή-ενέργεια, η οποία θα παριστάνει όσο το δυνατόν καλύτερα την πιθανή κατανομή των ασαφών τιμών που προκύπτουν από το σύστημα τεχνητής νοημοσύνης ασαφούς λογικής. Δυστυχώς, δεν υπάρχει μια συστηματική διαδικασία για την εκλογή των στρατηγικών αποσαφήνισης. Προς το παρόν οι πιο συνηθισμένες είναι τα κριτήρια του μέγιστου, το μέσο του μέγιστου και το κέντρο της περιοχής:

α. Το *κριτήριο του μέγιστου (max criterion method)*, το οποίο παράγει το σημείο στο οποίο η πιθανή κατανομή τιμών εξόδου φτάνει τη μέγιστη τιμή της.

β. Το *μέσο του μέγιστου (mean of maximum method)*, κατά το οποίο η παραγόμενη τιμή αντιπροσωπεύει τη μέση τιμή όλων των τιμών, των οποίων οι συναρτήσεις συμμετοχής φτάνουν στο μέγιστο. Πιο συγκεκριμένα στην περίπτωση διακριτού χώρου αναφοράς, η τιμή μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\tilde{b}_o = \sum_{j=1}^n \mu_B(w_j) / n \quad (\text{Π1.67})$$

όπου το \tilde{b}_o είναι η εκτίμηση, το w_j είναι στοιχείο για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής φτάνει τη μέγιστη τιμή $\mu_B(w_j)$ και n είναι ο αριθμός αυτών των διακριτών στοιχείων.

γ. Η μέθοδος του κέντρου περιοχής (center of Area - COA), κατά την οποία παράγεται το κέντρο βάρους της πιθανής κατανομής μιας τιμής. Η μέθοδος αυτή δίνεται από:

$$\tilde{b}_o = \sum_{j=1}^n \mu_B(w_j) \cdot w_j / \sum_{j=1}^n \mu_B(w_j) \quad (\text{Π1.68})$$

όπου \tilde{b}_o είναι το κέντρο, n είναι ο αριθμός των εσωτερικών στοιχείων πλάτους dw που διαιρούν τον άξονα της μεταβλητής εξόδου, μ_B είναι η συνάρτηση συμμετοχής για τη μεταβλητή B , w_j είναι η τιμή για την οποία η συνάρτηση συμμετοχής γίνεται $\mu_B(w_j)$. Πρόκειται για την εύρεση του κέντρου βάρους μίας επιφάνειας που σχηματίζεται από τη μέθοδο της περιβάλλουσας (border method) και τον άξονα της μεταβλητής ως προς τον αντίστοιχο άξονα της συνάρτησης συμμετοχής μ_B .

Κατά το [Π1.5] τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονται από την τελευταία μέθοδο. Με αυτό το στοιχείο ολοκληρώνεται και το τελευταίο μέρος του μοντέλου της ασαφούς λογικής, δηλαδή τη θύρα αποσαφήνισης (βλ. σχήμα Π1.1, δεξί μέρος).

Σύμφωνα με τα [Π1.4] και [Π1.5] η χρήση μοντέλων ασαφούς λογικής δίνει αποτελέσματα τα οποία είναι αρκετά υποσχόμενα, καθώς μειώνουν το σφάλμα τουλάχιστον στο μισό των κλασικών μεθοδολογιών.

Π1.7 Ασαφή Μοντέλα Τύπου-2

Π1.7.1 Ασαφή Σύνολα Τύπου-2

Ο Zadeh εισήγαγε τα ασαφή σύνολα το 1965 και τα ασαφή σύνολα τύπου-2 το 1975. Έτσι μετά από το 1975, έγινε απαραίτητο να υπάρχει διάκριση μεταξύ των προϋπαρχόντων ασαφών συνόλων και των τύπου-2 ασαφών συνόλων, έτσι πλέον έγινε σύνηθες τα προϋπάρχοντα ασαφή σύνολα να αναφέρονται ως "τύπου-1 ασαφή σύνολα".

Τα τύπου-1 ασαφή σύνολα έχουν χρησιμοποιηθεί επιτυχώς σε πολλές εφαρμογές. Εντούτοις, τέτοια ασαφή σύνολα έχουν περιορισμένες ικανότητες στο χειρισμό άμεσα των αβεβαιοτήτων των δεδομένων, όπου με τη λέξη χειρισμός περιγράφεται η διαμόρφωση και η ελαχιστοποίηση της επίδρασης.

Φυσικά, η αβεβαιότητα έρχεται με πολλούς τρόπους και είναι ανεξάρτητη από το είδος του ασαφούς συνόλου ή της μεθοδολογίας που κάποιος χρησιμοποιεί για να την χειριστεί. Δύο σημαντικά είδη αβεβαιοτήτων είναι η γλωσσική και η τυχαία. Το πρώτο είδος συνδέεται με τις λέξεις και το γεγονός ότι η λέξη μπορεί να σημαίνει διαφορετικά πράγματα σε διαφορετικούς ανθρώπους, και το δεύτερο είδος συνδέεται με τη μη προβλεψιμότητα. Η θεωρία πιθανοτήτων χρησιμοποιείται για το χειρισμό της τυχαίας αβεβαιότητας και τα ασαφή σύνολα χρησιμοποιούνται για το χειρισμό της γλωσσικής αβεβαιότητας και μερικές φορές τα ασαφή σύνολα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για να χειριστούν και τα δύο είδη αβεβαιότητας.

Στη θεωρία πιθανότητας, η γλωσσική αβεβαιότητα αρχίζει με μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που ενσωματώνει τις συνολικές πληροφορίες για τις τυχαίες αβεβαιότητες. Εντούτοις, στις περισσότερες πρακτικές εφαρμογές είναι αδύνατο να είναι γνωστή ή να καθοριστεί η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Για τις περισσότερες συνάρτησεις πυκνότητας πιθανότητας απαιτείται ένας άπειρος αριθμός σημείων. Δυστυχώς, δεν είναι δυνατό στην πράξη να καθοριστεί ένας άπειρος αριθμός σημείων αλλά αντ' αυτού υπολογίζονται αρκετά σημεία ώστε να μπορούν να εξαχθούν όσο το δυνατόν περισσότερες πληροφορίες από τα δεδομένα.

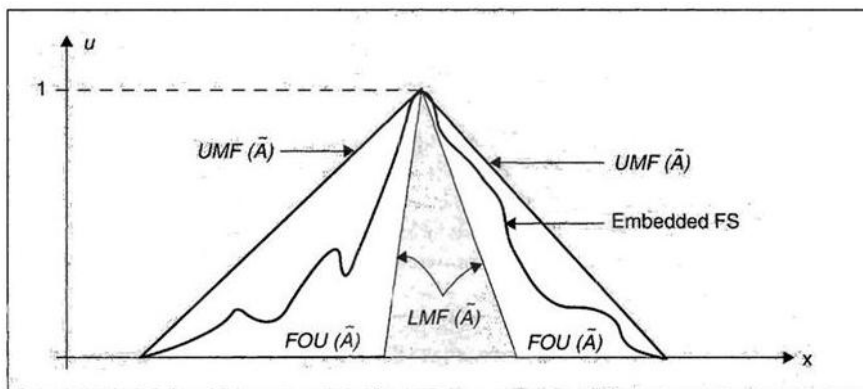
Έτσι χρησιμοποιούνται τουλάχιστον δύο συντελεστές: η μέση τιμή και η διακύμανση. Το να χρησιμοποιήσουμε τα πρώτης-τάξης σημεία δεν είναι χρήσιμο επειδή η τυχαία αβεβαιότητα απαιτεί μια κατανόηση της διασποράς της μέσης τιμής και αυτές οι πληροφορίες παρέχονται από τη διακύμανση. Έτσι η αποδεκτή πιθανολογική διαμόρφωση της τυχαίας αβεβαιότητας εστιάζει σε μεγάλο βαθμό στις μεθόδους που χρησιμοποιούν τουλάχιστον τα δύο πρώτα σημεία μιας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας. Αυτό εξηγεί για παράδειγμα γιατί τα μοντέλα που βασίζονται στην ελαχιστοποίηση των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων είναι δημοφιλή.

Αφού ως διακύμανση αναφέρεται μια μέτρηση της διασποράς του μέσου όρου, ένα ασαφές σύνολο χρειάζεται επίσης κάποιο μέτρο της διασποράς για να συλλάβει περισσότερα για τις γλωσσικές αβεβαιότητες από μια απλή συνάρτηση συμμετοχής, όπως συμβαίνει όταν ένα ασαφές σύνολο τύπου-1 χρησιμοποιείται. Έτσι ένα ασαφές σύνολο τύπου-2 παρέχει αυτό το μέτρο της διασποράς.

Ένα ασαφές σύνολο τύπου-1 έχει έναν βαθμό συμμετοχής που είναι σαφής, ενώ ένα ασαφές σύνολο τύπου-2 έχει βαθμούς συμμετοχής που είναι ασαφείς και έτσι θα μπορούσε να ονομαστεί "ασαφές-ασαφές σύνολο". Ένα τέτοιο σύνολο είναι χρήσιμο στις περιστάσεις όπου είναι δύσκολο να καθοριστεί η ακριβής συνάρτηση συμμετοχής για ένα ασαφές σύνολο, όπως για παράδειγμα στη διαμόρφωση μιας λέξης σε ένα ασαφές σύνολο.

Ακριβώς όπως οι πιθανότητες έτσι και τα ασαφή σύνολα τύπου-2 έχουν πολλές νέες ορολογίες και ορισμούς, ώστε να χρησιμοποιηθούν ως ένα πρότυπο λεκτικής αβεβαιότητας [Π1.6].

Υπάρχουν δύο πολύ σημαντικές παραστάσεις για τα ασαφή μοντέλα τύπου-2, οι οποίες συνοψίζονται στο σχήμα Π1.3. Η κάθετη-φέτα είναι η βάση για τους περισσότερους υπολογισμούς, ενώ η κυματοειδής-φέτα είναι η βάση για τις πιο θεωρητικές συνεπαγωγές.



Σχήμα Π1.3: Διάστημα ασαφούς συνόλου τύπου-2

Το τελευταίο είναι γνωστό ως θεώρημα αντιπροσώπευσης Mendel-John. Παρόλο που το θεώρημα αντιπροσώπευσης είναι εξαιρετικά χρήσιμο για θεωρητικές εφαρμογές, δεν είναι ακόμα χρήσιμο για τον υπολογισμό, επειδή ο αριθμός των ενσωματωμένων σύνολων στην ένωση μπορεί να είναι αστρονομικός.

Π.1.7.2 Συστήματα Ασαφούς Λογικής Τύπου-2

Ένα Σύστημα ασαφούς λογικής το οποίο βασίζεται σε μια βάση κανόνων αποτελείται από τέσσερα τμήματα – ασαφοποίηση, βάση κανόνων, μηχανισμό εξαγωγής συμπεράσματος και αποασαφοποίηση τα οποία αλληλοσυνδέονται μεταξύ τους. Οι κανόνες είναι η καρδιά ενός συστήματος ασαφούς λογικής.

Τα ασαφή σύνολα συνδέονται με τους όρους που εμφανίζονται στο πρώτο μέρος των κανόνων ή στο συμπέρασμα των κανόνων, και με τις εισόδους και εξόδους των συστημάτων ασαφούς λογικής. Οι συναρτήσεις συμμετοχής που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν αυτά τα ασαφή σύνολα μπορούν να είναι είτε τύπου-1 ή τύπου-2. Οι τελευταίες μας επιτρέπουν να ποσοτικοποιηθούν τα διαφορετικά είδη των αβεβαιοτήτων που μπορεί να συμβούν σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής. Τέσσερις τρόποι με τους οποίους η αβεβαιότητα μπορεί να συμβεί σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής είναι: 1) οι λέξεις που χρησιμοποιούνται στο πρώτο μέρος ή στο συμπέρασμα των κανόνων μπορεί να σημαίνουν διαφορετικά πράγματα σε διαφορετικούς ανθρώπους, 2) τα συμπεράσματα που προκύπτουν από δημοσκοπήσεις, μιας ομάδας εμπειρογνώμωνών μπορούν να είναι συχνά διαφορετικά για τον ίδιο κανόνα, διότι οι εμπειρογνώμονες δεν θα είναι αναγκαστικά σε συμφωνία, 3) μόνο θορυβώδη δεδομένα εκπαίδευσης να είναι διαθέσιμα για την δημιουργία (βελτιστοποίηση) των παραμέτρων ενός ασαφούς συνόλου τύπου-2 και 4) θορυβώδεις μετρήσεις να ενεργοποιούν το σύστημα ασαφούς λογικής.

Ένα σύστημα ασαφούς λογικής που περιγράφεται πλήρως από ασαφή σύνολα τύπου-1 ονομάζεται σύστημα ασαφούς λογικής τύπου-1, ενώ ένα σύστημα ασαφούς λογικής που περιγράφεται με τη χρήση τουλάχιστον ενός ασαφούς συνόλου τύπου-2 ονομάζεται σύστημα ασαφούς λογικής τύπου-2. Τα συστήματα ασαφούς λογικής τύπου-1 δεν είναι σε θέση να χειριστούν άμεσα αυτές τις αβεβαιότητες, επειδή χρησιμοποιούν ασαφή σύνολα τύπου-1 που είναι βέβαια. Τα συστήματα ασαφούς λογικής τύπου-2 από την άλλη πλευρά είναι χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου είναι δύσκολο να καθοριστούν οι ακριβείς συναρτήσεις συμμετοχής για τα ασαφή σύνολα, ως εκ τούτου μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να χειριστούν αυτές τις αβεβαιότητες.

Π1.8 Βιβλιογραφία

- [Π1.1] Zadeh, L.A., “Fuzzy Sets, Information and Control”, Vol. 8, pp 338-353, 1965.
- [Π1.2] Zadeh, L.A., “Fuzzy Logic”, IEEE Computer, Vol. 21, Issue 4, pp 83-93, April 1988.
- [Π1.3] L.Zadeh: “Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.SMC-3, No 1, Jan. 1973.
- [Π1.4] Σπ. Κιαρτζής: “Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου”, Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998.
- [Π1.5] L.H. Tsoukalas and R.E. Uhrig: “Foundation of Fuzzy Approaches”.

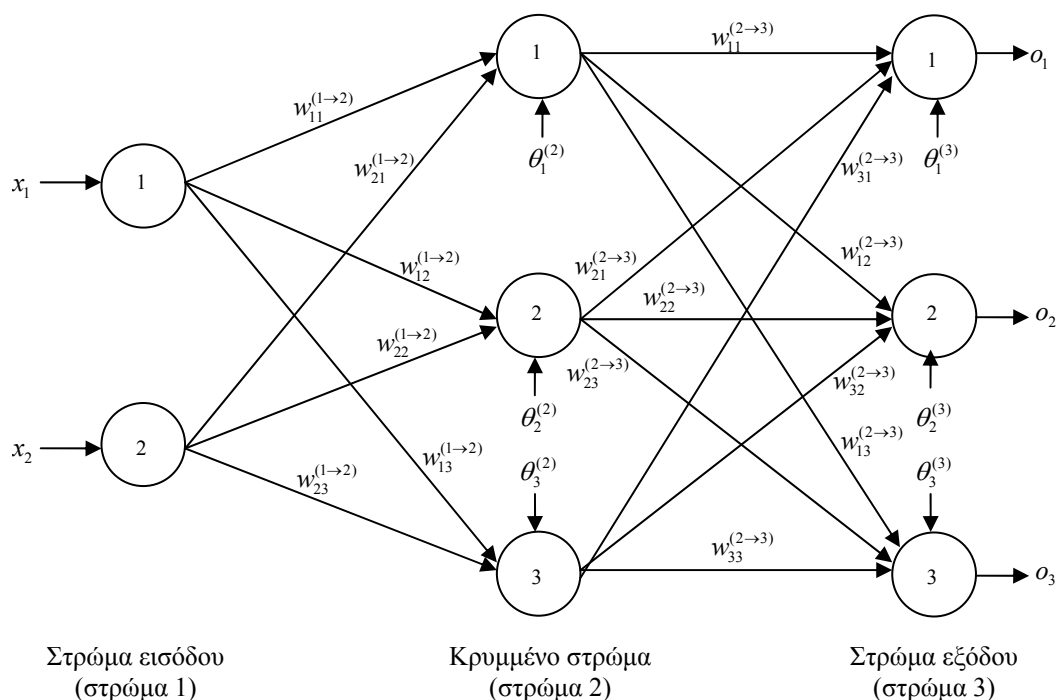
[Π1.6] Jerry M. Mendel: “Type-2 Fuzzy Sets and Systems”, IEEE Computational Intelligence Magazine, pp 20-29, February 2007.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2

ΒΑΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΠΟΛΥ-ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Π2.1 Βασική Δομή

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 Π2.1). 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. Περισσότερα ιστορικά στοιχεία μπορούν να αναζητηθούν στο [Π2.1]



Σχήμα Π2.1: Πολυεπίπεδο ΤΝΔ εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός κρυμμένου επιπέδου συνδεσμολογίας 2-3-3 (2 εισόδων – 3 νευρώνων – 3 εξόδων)

Π2.2 Αλγόριθμος Οπισθοδρομικής Ανάστροφης Διάδοσης Σφάλματος

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

$$e_j(n) = t_j(n) - o_j(n) \quad (\text{Π2.1})$$

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 $\bar{x}(n)$ δίνεται από τη σχέση:

$$G(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (\text{Π2.2})$$

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

$$G_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N G(n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (\text{Π2.3})$$

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:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n) y_i(n) \quad (\text{Π2.4})$$

όπου p είναι το σύνολο όλων των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου και y_i η έξοδος του i -ιστού 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 -ιστού διανύσματος εισόδου $\bar{x}(n)$ δίνεται από την ακόλουθη σχέση χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση ενεργοποίησης $\phi(z)$ πάνω στο σήμα $u_j(n)$:

$$o_j(n) = \phi_j(u_j(n)) \quad (\text{Π2.5})$$

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:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} \cdot \frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} \cdot \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{Π2.6})$$

Η κλίση αυτή καθορίζει την κατεύθυνση ελαχιστοποίησης στο χώρο των βαρών. Από τη διαφορίση των σχέσεων (Π2.1) ως προς $o_j(n)$, (Π2.2) ως προς $e_j(n)$, (Π2.4) ως προς $w_{ji}(n)$, (Π2.5) ως προς $u_j(n)$, προκύπτουν αντίστοιχα ότι:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} = -1 \quad (\text{Π2.7})$$

$$\frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (\text{Π2.8})$$

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (\text{Π2.9})$$

$$\frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} = \phi'_j(u_j(n)) \quad (\text{Π2.10})$$

Από την αντίστοιχη αντικατάσταση προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \cdot \phi'_j(u_j(n)) \cdot y_i(n) \quad (\text{Π2.11})$$

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

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{Π2.12})$$

όπου η είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate).

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

$$\delta_j(n) = \frac{\partial G(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial o_j(n)} \cdot \frac{\partial o_j(n)}{\partial u_j(n)} = e_j(n) \cdot \phi'_j(u_j(n)) \quad (\text{Π2.13})$$

Οπότε τελικά προκύπτει:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (\text{Π2.14})$$

Από την αποδεικτική διαδικασία ο πιο σημαντικός παράγοντας από τον οποίο εξαρτάται η αναπροσαρμογή των βαρών $\Delta w_{ji}(n)$ είναι το σφάλμα $e_j(n)$ στο 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 $\Delta w_{ie}(n)$ δίνεται με βάση τον κανόνα δέλτα από την ακόλουθη σχέση:

$$\Delta w_{ie}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ie}(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \cdot \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \cdot \frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{ie}(n)} \quad (\text{Π2.15})$$

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

$$\delta_i(n) = -\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} \cdot \frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} \quad (\text{Π2.16})$$

Με βάση τη σχέση (Π2.2) προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_i(n)} = \sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} \cdot \frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} \quad (\text{Π2.17})$$

Από αντικατάσταση της (Π2.5) στη (Π2.1) και παραγωγή της τελευταίας ως προς $u_j(n)$ βρίσκεται ότι:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial u_j(n)} = -\phi'_j(u_j(n)) \quad (\text{Π2.18})$$

Με παραγωγή της (Π2.4) ως προς $y_i(n)$ προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial y_i(n)} = w_{ji}(n) \quad (\text{Π2.19})$$

Από αντικατάσταση των (Π2.13), (Π2.18) και (Π2.19) στη (Π2.17), η τελευταία διαμορφώνεται ως εξής:

$$\frac{\partial G(n)}{\partial y_i(n)} = -\sum_{j \in C} e_j(n) \cdot \phi'_j(u_j(n)) \cdot w_{ji}(n) = -\sum_{j \in C} \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \quad (\text{Π2.20})$$

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

$$y_i(n) = \phi_i(u_i(n)) \quad (\text{Π2.21})$$

$$u_i(n) = \sum_{\ell=0}^q w_{i\ell}(n) y_\ell(n) \quad (\text{Π2.22})$$

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

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial u_i(n)} = \phi'_i(u_i(n)) \quad (\text{Π2.23})$$

$$\frac{\partial u_i(n)}{\partial w_{i\ell}(n)} = y_\ell(n) \quad (\text{Π2.24})$$

Με χρήση των (Π2.20) και (Π2.24) η (Π2.16) διαμορφώνεται ως εξής:

$$\delta_i(n) = \phi'_i(u_i(n)) \cdot \sum_j \delta_j(n) \cdot w_{ji}(n) \quad (\text{Π2.25})$$

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 το νευρώνα i με το επίπεδο αυτό. Οπότε με βάση τις (Π2.15), (Π2.23) ως (Π2.25) η διόρθωση $\Delta w_{i\ell}(n)$ υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\Delta w_{i\ell}(n) = \eta \cdot \delta_i(n) \cdot y_\ell(n) \quad (\text{Π2.26})$$

Σε κάθε περίπτωση η διόρθωση του βάρους που συνδέει το νευρώνα i με το νευρώνα j του επόμενου επιπέδου δίνεται από τη σχέση (Π2.14), 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 (Π2.13), ενώ στη δεύτερη από τη (Π2.25).

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 (Π2.21) και (Π2.22), εκτός της περίπτωσης που ανήκει στο πρώτο επίπεδο, για την οποία ισχύει:

$$y_k(n) = x_k(n) \quad (\text{Π.1})$$

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, υπολογίζονται 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 (Π2.1).

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. Ακολουθώντας 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 ενεργοποίησης 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 Π2.1 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 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:

$$\hat{x} = a + \frac{b - a}{x_{max} - x_{min}} \cdot (x - x_{min}) \tag{Π2.28}$$

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:

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{Π2.29}$$

Πίνακας Π2.1: Συναρτήσεις Ενεργοποίησης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

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

♦ *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) a , που ονομάζεται και σταθερά ορμής και είναι συνήθως θετικός αριθμός:

$$\Delta w_{ji}(n) = a \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (\text{Π2.30})$$

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:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \sum_{t=0}^n a^{n-t} \delta_j(t) y_i(t) \quad (\text{Π2.31})$$

Ουσιαστικά η τρέχουσα μεταβολή ισοδυναμεί με το άθροισμα μίας εκθετικής χρονικής ακολουθίας, η οποία συγκλίνει, αν ισχύει $0 \leq |a| \leq 1$. Θεωρητικά ο όρος ορμής λαμβάνει και αρνητικές τιμές, το οποίο πρακτικά δεν συμβαίνει ποτέ. Με χρήση των σχέσεων (Π2.12) και (Π2.14) η (Π2.31) τροποποιείται ως εξής:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \sum_{t=0}^n a^{n-t} \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{Π2.32})$$

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 (Π2.2) και (Π2.12):

$$\Delta \hat{w}_{ji} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Delta w_{ji}(n) = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N \frac{\partial G(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{Π2.33})$$

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 (Π2.3). Το εσωτερικό άθροισμα εφαρμόζεται σε όλους τους νευρώνες εξόδους του δικτύου, ενώ το εξωτερικό σε όλα τα διανύσματα του συνόλου εκπαίδευσης. 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:

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial G_{av}}{\partial w_{ji}} = -\frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N e_j(n) \frac{\partial e_j(n)}{\partial w_{ji}} \quad (\text{Π2.34})$$

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 H/Y.

♦ *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.

Π2.3 Βιβλιογραφία

[Π2.1] Αρ. Λύκας: «Υπολογιστική Νοημοσύνη», Πρώτη Έκδοση, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999.

Βιογραφικό Σημείωμα του

ΧΑΡΑΛΑΜΠΟΥ Ν. ΗΛΙΑ

Ο κ. Χαράλαμπος Ηλίας γεννήθηκε στην Αθήνα το 1973. Φοίτησε στη Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών της Πολυτεχνικής Σχολής του Αριστοτέλειου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης, όπου τον Οκτώβριο του 1996 έλαβε το δίπλωμα του Ηλεκτρολόγου Μηχανικού με βαθμό «Λίαν Καλώς». Τον Οκτώβριο του 2002 έλαβε το Μεταπτυχιακό Δίπλωμα Ειδίκευσης στην «Παραγωγή και Διαχείριση Ενέργειας» από το Ε.Μ.Π.. Το Νοέμβριο του 2003 υπέβαλε υποψηφιότητα και έγινε δεκτός από τον Τομέα Ηλεκτρικής Ισχύος της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Ε.Μ.Π. με σκοπό την εκπόνηση Διδακτορικής Διατριβής. Τον Ιανουάριο του 2012 ολοκλήρωσε την Διδακτορική του Διατριβή, η οποία πραγματεύεται τη βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης ηλεκτρικού φορτίου και ενέργειας με χρήση ασαφούς λογικής. Από το 1998 ασχολείται επαγγελματικά με τη μελέτη και την επίβλεψη ιδιωτικών ηλεκτρομηχανολογικών έργων, ενώ από το Μάρτιο του 2011 διενεργεί ενεργειακές επιθεωρήσεις ως Προσωρινός Ενεργειακός Επιθεωρητής. Είναι έγγαμος και πατέρας δύο αγοριών.