



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχ. και Μηχανικών Υπολογιστών

ΘΕΜΑ

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΕΜΦΑΣΗ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ & ΣΤΗΝ ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑ ΤΟΥ ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Μεταπτυχιακή Εργασία
των
Μανώλη Θαλασσινάκη
Γεώργιου Τσεκούρα

για το μεταπτυχιακό μάθημα «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα »

Υπεύθυνοι Εργασίας : Καθηγητής Α.-Γ. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Σ.Κόλλιας

Αθήνα, Φεβρουάριος 2001

.....
Μανώλης Θαλασσινάκης
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός Ε.Μ.Π.

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

Copyright © Γεώργιος Ι. Τσεκούρας, Μ. Θαλασσινάκης
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.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία ασχολείται με τη γνωριμία μας με τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης και κυρίως των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στα προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και ειδικότερα στην πρόβλεψη φορτίου και στην αξιοπιστία του δικτύου. Πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια του μεταπτυχιακού μαθήματος «Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα».

Αναλυτικότερα αποτελείται από 5 κεφάλαια και 2 παραρτήματα. Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μία συντομή αναφορά στα είδη τεχνητής νευρωνικής νοημοσύνης -τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι, δέντρα αποφάσεων- που εφαρμόζονται στα θέματα των Σ.Η.Ε.. Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφονται τα διάφορα είδη πρόβλεψης φορτίου με χρήση κλασικών μεθόδων, τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ασαφούς λογικής, υβριδικών μοντέλων καταλήγοντας σε μία πρόταση για τη συνολική αντιμετώπιση του θέματος.

Στο τρίτο περιέχεται η αναλυτική μελέτη του προβλήματος αξιοπιστίας του δικτύου με τη μέθοδο των ελαχίστων τομών και με τη χρήση δύο τεχνητών πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων -μίας απλοποιημένης μορφής και μίας πλήρους με όλους τους δείκτες αξιοπιστίας του Σ.Η.Ε.- που υλοποιήθηκαν εκ μέρους μας. Στο τέταρτο παρουσιάζονται συνοπτικά άλλες εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης σε διάφορα θέματα των Σ.Η.Ε., όπως της ευστάθειας και της ασφάλειας του δικτύου, της οικονομικής ροής φορτίου κα.. Τέλος στο πέμπτο κεφάλαιο υπάρχει μία περίληψη των σημαντικότερων αποτελεσμάτων που παρουσιάστηκαν σε όλη την εργασία.

Στο πρώτο παράρτημα υπάρχει μία αναλυτική εκτύπωση των προγραμμάτων υλοποίησης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την αξιοπιστία ενός μικρού συστήματος με τη χρήση του προγράμματος MATLAB, όπως επίσης και τα αντίστοιχα αρχεία εισόδου και εξόδου. Στο δεύτερο παράρτημα υπάρχει η αντίστοιχη βιβλιογραφία και αρθρογραφία.

Για την εκτέλεση αυτής της μεταπτυχιακής εργασίας οφείλουμε να εκφράσουμε τις ευχαριστίες μας προς τους κύριους Α.-Γ. Σταφυλοπάτη και Σ. Κόλλια -καθηγητές του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου, υπεύθυνους της μεταπτυχιακής-, για την καθοδήγησή τους και για τις διορθωτικές τους παρεμβάσεις.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ	i
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΟΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	1
1.1 Τα προβλήματα ενός Σύγχρονου Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας	1
1.2 Τεχνητή Νοημοσύνη	2
1.2.1 Γενικά περί νευρωνικών δικτύων	2
1.2.2 Γενικά περί γενετικών αλγορίθμων	3
1.2.3 Γενικά περί δέντρων αποφάσεων	4
1.3 Το Θέμα της Μεταπτυχιακής εργασίας	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ & ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	5
2.1 Πρόβλεψη Φορτίου και Χρησιμότητά της στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας	5
2.1.1 Παράγοντες Μεταβολής του φορτίου	6
2.2 Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου	7
2.2.1 Απαραίτητα στοιχεία για την πρόβλεψη φορτίου	8
2.2.2 Συνιστώσες του φορτίου	9
2.2.3 Κλασικές μέθοδοι πρόβλεψης φορτίου	10
2.2.3α Μέθοδος εξομάλυνσης	10
2.2.3β Μέθοδος αποσύνθεσης	12
2.2.3γ Μέθοδος πολλαπλής γραμμικής παλινδρομής	13
2.2.3δ Οικονομετρική μέθοδος	13
2.2.3ε Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινουμένου μέσου όρου	15
2.2.3στ Ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινουμένου μέσου όρου	18
2.2.3ζ Λοιπές παλινδρομικές και μη μέθοδοι	19
2.2.4 Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου στηριζόμενες στα νευρωνικά δίκτυα	22
2.2.4α Γενικά περί πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου	23
2.2.4β Εφαρμογές πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου	24
2.2.4γ Εφαρμογές ανατροφοδοτούμενων πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου	30

2.2.4δ	Λοιπές μορφές τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου	32
2.2.4ε	Σύγκριση τεχνητών νευρωνικών δικτύων για το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου και συμπεράσματα	36
2.2.5	Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με τη χρήση ασαφούς λογικής	37
2.2.5α	Γενικά περί ασαφούς λογικής	37
2.2.5β	Εφαρμογή της ασαφούς λογικής στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και ο συνδυασμός της με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	41
2.2.6	Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση υβριδικών μοντέλων	44
2.2.7	Επίδραση της θερμοκρασίας στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με έμφαση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	48
2.2.8	Επίδραση του ανέμου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με έμφαση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	50
2.2.9	Επίδραση της διαχείρισης φορτίου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψή του	54
2.2.10	Η σημασία του κόστους στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου	57
2.2.11	Οι τελευταίες δυνατότητες βελτιστοποίησης των μεθοδολογιών για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και γενικότερα συμπεράσματα	59
2.3	Πολύ Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου	61
2.4	Μεσοπρόθεσμη & Μακροπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου	62
2.5	Τελική Προτεινόμενη Μέθοδος Πρόβλεψης Φορτίου	72

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ & ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ 75

3.1	Εισαγωγή στην Αξιοπιστία των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας	75
3.1.1	Βασικές αρχές της αξιοπιστίας στα Σ.Η.Ε.	76
3.1.2	Δείκτες αξιοπιστίας στα Σ.Η.Ε.	77
3.2	Διατύπωση του Προβλήματος	77
3.2.1	Επίλυση του προβλήματος αξιοπιστίας του δικτύου με τη μέθοδο των ελαχίστων τομών	79
3.2.1α	Επίλυση του προβλήματος για διαφορετικές τιμές των δεικτών λ_7 και r_7	83
3.2.2	Επίλυση του προβλήματος αξιοπιστίας του δικτύου με τη βοήθεια των τεχνητών νευρωνικών δικτύων	84
3.2.2α	Ανασκόπηση βιβλιογραφίας και αρθρογραφίας για το πρόβλημα της αξιοπιστίας του δικτύου με τη βοήθεια των τεχνητών νευρωνικών δικτύων	84
3.2.2β	Ανάπτυξη και εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου για το πρόβλημα της αξιοπιστίας ενός μικρού συστήματος	85
3.2.2γ	Αποτέλεσμα και αξιολόγηση	87
3.2.2δ	Γενίκευση του νευρωνικού δικτύου και αντίστοιχα αποτελέσματα	88
3.3	Τελικά Συμπεράσματα	91

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4	ΓΕΝΙΚΟΤΕΡΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΑ Σ.Η.Ε.	92
4.1	Προβλήματα των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας που αντιμετωπίζονται με τη βοήθεια της Τεχνητής Νοημοσύνης	92
4.2	Ευστάθεια Συστήματος	92
4.3	Κατανομή Παραγωγής Γεννητριών & Οικονομικός Προγραμματισμός του Συστήματος	93
4.4	Ροή Φορτίου σε Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας	94
4.5	Ασφάλεια Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας	95
4.6	Τελικά Συμπεράσματα	96
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5	ΤΕΛΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	97
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1	ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΗΣ MATLAB	99
Π 1.1	Το Πρόγραμμα Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.	99
Π 1.2	Αρχεία Εισόδου Προγράμματος Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.	101
Π 1.3	Αρχείο Εξόδου Προγράμματος Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.	101
Π 1.4	Κώδικας σε Visual Basic για τη Δημιουργία του Συνόλου Εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων	105
Π 1.5	Το Πρόγραμμα Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε. με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων	107
Π 1.6	Αρχεία Εισόδου Προγράμματος Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε. με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων	109
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	111
Π 2.1	Ελληνική Βιβλιογραφία	111
Π 2.2	Ξένη Βιβλιογραφία	111
Π 2.3	Διδακτορικές Διατριβές	112
Π 2.4	Μεταπτυχιακές Εργασίες	112
Π 2.5	Άρθρα	112

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΕΝΑ

ΟΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

1.1 Τα προβλήματα ενός Σύγχρονου Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι μία μορφή ενέργειας, η οποία συνδέεται με την παρουσία ή την κίνηση ηλεκτρικών φορτίων. Το βασικό χαρακτηριστικό της είναι ότι μπορεί εύκολα και αποδοτικά να μεταφερθεί και να μετατραπεί σε άλλες μορφές όντας «καθαρή» στη χρήση της και διαθέσιμη όποτε της ζητηθεί. Εξαιτίας τούτων η ηλεκτρική ενέργεια παρουσιάζει συνεχώς αυξανόμενη διείσδυση στην κάλυψη των αναγκών της ανθρώπινης κοινωνίας. Παράλληλα άρχισαν να γεννιούνται, να αναπτύσσονται και να εξελίσσονται τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, που έχουν ως βασικό τους στόχο να εξυπηρετήσουν τις ηλεκτρικές ανάγκες των καταναλωτών με όσο το δυνατό μικρότερο κόστος και μεγαλύτερο επίπεδο αξιοπιστίας και ποιότητας υπηρεσιών.

Αυτό έχει ως συνέπεια να δημιουργηθούν μία σειρά από προβλήματα που σχετίζονται με το σχεδιασμό, την κατασκευή και τη λειτουργία των συστημάτων. Ορισμένα από τα βασικότερα είναι τα ακόλουθα:

- βέλτιστος σχεδιασμός των συστημάτων παραγωγής, μεταφοράς και διανομής,
- μελέτη και κατασκευή των διαφόρων στοιχείων του συστήματος, όπως γεννητριών, αγωγών, μετασχηματιστών κτλ.,
- πρόβλεψη φορτίου σε βραχυχρόνιο και μακροχρόνιο χρονικό επίπεδο,
- προσδιορισμός κατανομής ισχύος στις διάφορες μονάδες για οικονομική λειτουργία του συστήματος,
- ανάλυση μόνιμης και μεταβατικής ευστάθειας του συστήματος για ομαλή παροχή ισχύος,
- προσδιορισμός της ροής φορτίου στα στοιχεία του δικτύου για φόρτιση σε επιτρεπτά όρια
- αξιοπιστία στην παροχή και στην ποιότητα ηλεκτρικής ισχύος στον καταναλωτή.

Τα θέματα προς επίλυση στα πραγματικά ηλεκτρικά δίκτυα αποτελούν τμήματα των παραπάνω προβλημάτων που θίχτηκαν, αλλά και άλλων που σχετίζονται με τα συστήματα ενέργειας, όπως περιβαλλοντικά προβλήματα κτλ. Δηλαδή δεν περιορίζονται μόνο στην εύρεση τάσεων και ρευμάτων χρησιμοποιώντας τους νόμους Kirchhoff, αλλά εκτείνονται σε μεγάλο εύρος. Αυτό είχε ως συνέπεια, λόγω της υφής των προβλημάτων, να μην περιοριστούμε μόνο στα κλασικά μαθηματικά μοντέλα, αλλά να ερευνήσουμε και άλλους τρόπους επίλυσης, όπως αυτούς που μας ανοίγει η τεχνητή νοημοσύνη.

Άλλωστε πώς θα μπορούσαμε να εκφράσουμε άμεσα χωρίς τη βοήθεια της ασαφούς λογικής τα επίπεδα ικανοποίησης των καταναλωτών ως προς την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίοι θα χρησιμοποιούσαν λεκτικούς όρους, όπως «πολύ» ή «αρκετά ικανοποιητικό», «ανεπαρκές» κτλ.; Επίσης πώς θα είναι δυνατό να περιγράψουμε πλήρως μαθηματικά ένα πρόβλημα, όπως της πρόβλεψης της ταχύτητας του ανέμου για τις ανεμογεννήτριες, του οποίου όχι μόνο δεν είναι γνωστός ο αντίστοιχος μηχανισμός, αλλά δεν γνωρίζουμε και όλες τις μεταβλητές που τον επηρεάζουν; Εξαιτίας τούτων οδηγηθήκαμε στην ανάπτυξη των διαφόρων μορφών της τεχνητής νοημοσύνης.

1.2 Τεχνητή Νοημοσύνη

Η τεχνητή νοημοσύνη βοηθάει στην εξαγωγή πληροφορίας από βάσεις δεδομένων, σε διάφορες μορφές, με στόχο να μοντελοποιήσει, μέσω κατάλληλων αλγορίθμων, τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν οι άνθρωποι, και να χρησιμοποιήσει τα μοντέλα στην επίλυση πραγματικών προβλημάτων.

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες η τεχνητή νοημοσύνη έχει αναπτυχθεί πάρα πολύ, τόσο σε θεωρητικό επίπεδο, όσο και σε επίπεδο εφαρμογών. Ένας από τους σημαντικότερους λόγους είναι η μεγάλη αύξηση σε υπολογιστική ισχύ. Η πρόοδος της επιστήμης των υπολογιστών επιτρέπει να εφαρμόζονται πολύπλοκοι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης σε πρακτικά προβλήματα μεγάλης κλίμακας. Οι τελευταίοι επιτρέπουν να γίνεται καλύτερη αξιοποίηση της υπάρχουσας υπολογιστικής ισχύος αξιοποιώντας με τον καλύτερο τρόπο την πληροφορία που εμπεριέχεται σε βάσεις δεδομένων.

Στην περιοχή των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας η τεχνητή νοημοσύνη ξεκίνησε να εφαρμόζεται από τα τέλη της δεκαετίας του 1960 σε προβλήματα εκτίμησης δυναμικής ασφάλειας με χρήση τεχνικών αναγνώρισης προτύπων.

Στην παρούσα εργασία θα παρουσιαστεί η τεχνική των νευρωνικών δικτύων κάνοντας ιδιαίτερη μνεία στη συνεργασία τους με την ασαφή λογική. Συγχρόνως θα θίξουμε δύο άλλες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης: τα δένδρα απόφασης και τους γενετικούς αλγόριθμους. Ο βασικός στόχος μας είναι αποδείξουμε την ύπαρξη του μεγάλου πλήθους και των πολλών παραλλαγών τους σε εφαρμογές των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης προσπαθούν, με δεδομένο ένα σύνολο από παραδείγματα εισόδων/εξόδων (σύνολο μάθησης), είτε να εξάγουν γενικούς κανόνες για τη σχέση εισόδων/εξόδων, ή να προβλέπουν τις τιμές εξόδου για οποιεσδήποτε τιμές εισόδου - οι οποίες δεν περιλαμβάνονται στο σύνολο μάθησης.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να μοντελοποιήσουν, με πολύ μεγάλη ακρίβεια, ένα πρόβλημα αξιοποιώντας τα δεδομένα του συνόλου μάθησης. Το μοντέλο αυτό χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των εξόδων για οποιεσδήποτε τιμές εισόδου. Σε συνεργασία με την ασαφή λογική είναι δυνατό να εκφραστούν και μεγέθη που μέχρι σήμερα εκφράζονταν λεκτικά.

Τα δένδρα απόφασης βοηθούν στην εξαγωγή κανόνων από το σύνολο μάθησης. Έπειτα, οι κανόνες αυτοί χρησιμοποιούνται, σε πραγματικό χρόνο, για τη λήψη αποφάσεων, για τη βελτίωση και τον έλεγχο διαδικασιών, κτλ..

Οι γενετικοί αλγόριθμοι βοηθούν στη βελτιστοποίηση διεργασιών χρησιμοποιώντας αρχές της φυσικής επιλογής και της γενετικής και μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μία ευρεία κλίμακα προβλημάτων βελτιστοποίησης.

1.2.1 Γενικά περί τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Ο όρος «έξυπνο σύστημα» χρησιμοποιείται για να αναπαριστά κάθε συνδυασμό τεχνητών νευρωνικών δικτύων, έμπειρων συστημάτων, συστημάτων ασαφούς λογικής, και άλλων τεχνικών, όπως γενετικών αλγορίθμων. Τα συστήματα αυτά είναι απλές μαθηματικές σχέσεις, οι οποίες έχουν δοθεί ή έχουν κληρονομήσει την «έξυπνάδα» ή τη «γνώση» τους από: α) την εμπειρία των ειδικών και β) από την επεξεργασία δεδομένων, που έχουν συχνά τη μορφή ζευγαριών εισόδου/εξόδου.

Γενικά, ένα έξυπνο σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αναπαραστήσει τη σχέση μεταξύ των εισόδων x και των εξόδων y . Στις συμβατικές περιπτώσεις ηλεκτρικών δικτύων, είμαστε συνηθισμένοι να αναπαριστούμε τη σχέση εισόδου/εξόδου με χρήση μαθηματικών συναρτήσεων που περιγράφουν τους νόμους των διαφόρων ηλεκτρικών στοιχείων RLC. Για παράδειγμα, είναι συνήθης η αναπαράσταση της σχέσης μεταξύ των εγχύσεων ρεύματος και των τάσεων των κόμβων με τη χρήση του πίνακα αγωγιμοτήτων. Σε

ένα περιορισμένο εύρος περιπτώσεων, γνωρίζουμε εκ των προτέρων τη σχέση εισόδου/εξόδου. Για το παράδειγμα του πίνακα αγωγιμοτήτων, μπορούμε να αντικαταστήσουμε τη σχέση αυτή με την παραδοσιακή σχέση $I = Y V$.

Οι παραδοσιακές πρακτικές προτείνουν ότι κάθε σχέση, ανεξάρτητα από το πόσο σύνθετη είναι, μπορεί να αναπτυχθεί από φυσικούς νόμους. Δυστυχώς, η εφαρμογή αυτής της θεώρησης σε πραγματικά προβλήματα συναντά δύο κύριες δυσκολίες: α) το πρόβλημα μπορεί να είναι τόσο μεγάλο που το ακριβές μαθηματικό μοντέλο να είναι αδύνατο - χρησιμοποιούμε προσεγγιστικές αναλύσεις, για να αποφύγουμε αυτό το πρόβλημα- και β) η πολυπλοκότητα του προβλήματος πιθανόν να εισάγει αβεβαιότητα για την οποία θα πρέπει να παράγουμε κατάλληλες προσεγγίσεις. Πολλά θέματα των μοντέρνων συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας εμπίπτουν στη μία από τις δύο αυτές κατηγορίες.

Σε άλλες περιπτώσεις, η σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου είναι συνήθως γνωστή μόνο προσεγγιστικά, και απαιτείται αρκετή εργασία για να παραχθούν αποδεκτές προσεγγιστικές σχέσεις. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα -ΤΝΔ- έχουν την ικανότητα να “μαθαίνουν” αυτόματα προσεγγιστικές σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων, χωρίς να υποτάσσονται από το μέγεθος και την πολυπλοκότητα του προβλήματος. Αυτές οι προσεγγιστικές σχέσεις είναι μερικώς ανώτερες από εκείνες που παράγονται με βάση τους φυσικούς νόμους, επειδή οι σχέσεις βασίζονται σε πραγματικές εισόδους και εξόδους -πχ. δεδομένα μετρήσεων- και δεν απαιτούν προσεγγίσεις και απλοποιητικές παραδοχές. Θεωρητικά, η σχέση που μπορεί να μάθουν τα νευρωνικά δίκτυα μπορεί να γίνει ακριβής.

Επίσης, υπάρχουν εφαρμογές για τις οποίες, ακόμα και αν υπάρχει αναλυτική λύση, η διαδικασία επίλυσης είναι υπερβολικά χρονοβόρα, ώστε να είναι πρακτικά χρήσιμη η χρήση νευρωνικών δικτύων, π.χ. σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

Καθώς ο αριθμός των εφαρμογών αυτών των δικτύων έχει αυξηθεί, έχουν αναδυθεί νέες δυνατότητες εφαρμογών, όπου η σχέση εισόδου/εξόδου είναι γνωστή, αλλά είναι πολύ δύσκολη η αξιοποίησή της με αποδοτικό τρόπο, όπως σε μη γραμμικά συστήματα ελέγχου. Γι' αυτά τα είδη προβλημάτων, τα συστήματα νευρωνικών δικτύων έχουν αρχίσει να αντικαθιστούν τους συμβατικούς ελεγκτές λόγω της ταχύτητας και της ακρίβειάς τους.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί σε μία σειρά λειτουργιών των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπως πρόβλεψη φορτίου, οικονομική κατανομή φορτίου, εκτίμηση ασφάλειας, εποπτεία ασφάλειας τάσης, ανίχνευση/διάγνωση σφάλματος, εκτίμηση κατάστασης, κτλ..

1.2.2 Γενικά περί γενετικών αλγορίθμων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι τεχνικές βελτιστοποίησης που βασίζονται στις αρχές της φυσικής επιλογής και της γενετικής. Με βάση αυτή την προσέγγιση, οι μεταβλητές αναπαριστώνται ως γονίδια σε ένα χρωμόσωμα. Απεικονίζουν μία ομάδα υποψήφιων λύσεων -πληθυσμός- στην επιφάνεια ελέγχου -επιφάνεια ανίχνευσης της βέλτιστης λύσης. Με χρήση φυσικής επιλογής και τελεστών γενετικής, όπως μετάλλαξη και ανασυνδυασμός γονιδίων, βρίσκονται τα χρωμοσώματα με την καλύτερη «καταλληλότητα» -fitness. Η φυσική επιλογή εγγυάται ότι τα χρωμοσώματα με την καλύτερη «καταλληλότητα» θα διαδίδονται στους μελλοντικούς πληθυσμούς. Χρησιμοποιώντας τον τελεστή ανασυνδυασμού γονιδίων, ο γενετικός αλγόριθμος συνδυάζει γονίδια από χρωμοσώματα δύο γονέων και παράγει δύο νέα χρωμοσώματα -απογόνους-, τα οποία έχουν μεγάλη πιθανότητα να έχουν καλύτερη «καταλληλότητα» από τους γονείς τους. Η μετάλλαξη επιτρέπει να ελεγχθούν νέες περιοχές της επιφάνειας ελέγχου. Οι γενετικοί αλγόριθμοι βελτιώνουν την «καταλληλότητα» των χρωμοσωμάτων και μετά από πολλές γενιές θα δημιουργήσουν χρωμοσώματα που θα περιέχουν τις τιμές των υπό βελτιστοποίηση μεταβλητών -επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης.

1.2.3 Γενικά περί δέντρων αποφάσεων

Η αυτόματη μάθηση βοηθάει στην εξαγωγή πληροφορίας από βάσεις δεδομένων, σε διάφορες μορφές. Υπάρχουν τρεις κατηγορίες αυτόματης μάθησης: (1) η στατιστική - αναγνώριση προτύπου, παλινδρόμηση, εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας-, (2) η μάθηση μηχανής -εκμάθηση μέσα από παραδείγματα, εννοιολογική ομαδοποίηση-, και (3) η μάθηση με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η ενοποίηση αυτών των τριών χώρων, σε θεωρητικό και πρακτικό υπόβαθρο, ξεκίνησε στα τέλη της δεκαετίας του 1980, όταν οι ερευνητές της μάθησης μηχανής ξεκίνησαν να προσαρμόζουν πιθανοτικές προσεγγίσεις και οι στατιστικολόγοι ενδιαφέρθηκαν για τις νέες προόδους στο πεδίο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Το κύριο χαρακτηριστικό, το οποίο είναι κοινό στις τεχνικές αυτόματης μάθησης, είναι ότι η μάθηση αντιμετωπίζεται σαν μία διαδικασία αναζήτησης σε ένα χώρο υποψήφιων μοντέλων. Η διαδικασία αναζήτησης βοηθά στον προσδιορισμό -ή στην κατασκευή- ενός μοντέλου μέγιστης ποιότητας, και καθοδηγείται από την πληροφορία που εμπεριέχεται σε ένα σύνολο μάθησης -ένα υποσύνολο της βάσης δεδομένων- και πιθανόν από κάποια γενική γνώση για το πρόβλημα.

Υπάρχουν τρεις διαφορετικές κατηγορίες εφαρμογών αυτόματης μάθησης: η περιγραφική, -όπου η αυτόματη μάθηση χρησιμοποιείται προκειμένου να περιγραφεί η πληροφορία που περιέχεται σε μία βάση δεδομένων, ενώ βρίσκει εφαρμογή η παραστατική στατιστική-, η επαγωγική -όπου αντίστοιχα γίνεται η εξαγωγή γενικών κανόνων από μία βάση δεδομένων, οι οποίοι θα μπορούν αργότερα να εφαρμοστούν προκειμένου να εξαχθούν συμπεράσματα για νέα δεδομένα-, η μεταλλακτική, -όπου η αυτόματη μάθηση εφαρμόζεται σε μία βάση δεδομένων, προκειμένου να εξαχθεί άμεσα πληροφορία για ένα συγκεκριμένο δεδομένο, χωρίς να απαιτείται η διατύπωση ενός συγκεκριμένου κανόνα.

Τα δένδρα απόφασης ανήκουν στην κατηγορία της επαγωγικής μάθησης. Η μεθοδολογία των δένδρων απόφασης είναι μία γενική μη παραμετρική τεχνική, ικανή να παράγει ταξινομητές, προκειμένου να εκτιμήσει νέες, άγνωστες καταστάσεις, ή να αποκαλύψει τους μηχανισμούς που χαρακτηρίζουν ένα πρόβλημα.

Τα δένδρα απόφασης έχουν εφαρμοστεί σε προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπως της στατικής και της δυναμικής ασφάλειας, της εκτίμησης της ασφάλειας της τάσης και της βιομηχανίας κατασκευής εξοπλισμού ισχύος.

1.3 Το Θέμα της Μεταπτυχιακής Εργασίας

Στα πλαίσια της εργασίας του μεταπτυχιακού μαθήματος «Τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα» θα εξεταστούν οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας και κυρίως στον τομέα της πρόβλεψης φορτίου, της θερμοκρασίας και της ταχύτητας ανέμου, όπου έχουν αναπτυχθεί ενδιαφέροντες αλγόριθμοι την τελευταία δεκαετία. Παράλληλα θα εξεταστεί η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων και στη μελέτη της αξιοπιστίας του δικτύου, όπου αναπτύσσονται ενδιαφέροντες αλγόριθμοι κατά την τελευταία διετία. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν υλοποιήσεις με τη βοήθεια του πακέτου MATLAB των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για συγκεκριμένα προβλήματα, όπως για τη μελέτη της αξιοπιστίας ενός δικτύου 5 ζυγών. Στο τέλος θα γίνει μία σύντομη αναφορά σε άλλες εφαρμογές των υπόλοιπων μεθόδων τεχνικής νοημοσύνης για προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, όπως επίσης και στις μελλοντικές προσδοκίες από τις νεότερες μεθοδολογίες για τέτοιου είδους θέματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΔΕΥΤΕΡΟ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΟΡΤΙΟΥ & ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Πρόβλεψη Φορτίου και Χρησιμότητά της στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ένα από τα βασικότερα χαρακτηριστικά της ηλεκτρικής ενέργειας είναι η διαθεσιμότητά της ανά πάσα στιγμή στο σημείο ζήτησης με χαρακτηριστικά τέτοια, που θα καλύπτουν τις απαιτήσεις του καταναλωτή σε ποιότητα -επίπεδα τάσης, συχνότητας, συντελεστή παραμόρφωσης αρμονικών κτλ. - και ποσότητα -επάρκεια ισχύος και ενέργειας.

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

- πολύ βραχυπρόθεσμη, όπου γίνεται η πρόβλεψη της ζήτησης του φορτίου για τα επόμενα 30 λεπτά ως μία ώρα, με βήματα μερικών δευτερολέπτων ως λεπτού,
- βραχυπρόθεσμη, όπου γίνεται η πρόβλεψη του φορτίου για τα επόμενο εικοσιτετράωρο ως μία εβδομάδα με χρονικό βήμα της μισής ή της μίας ώρας,
- μεσοπρόθεσμη, όπου η αντίστοιχη πρόβλεψη γίνεται για ένα έτος με χρονικό βήμα εβδομάδας,
- μακροπρόθεσμη, όπου η αντίστοιχη πρόβλεψη γίνεται με χρονικό ορίζοντα 10-20 ετών με χρονικό βήμα ενός έτους.

Η πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου 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 -Καλιφόρνια.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη 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 υπεύθυνη για την ενεργειακή διαχείριση του συστήματος.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη 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.

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, πχ. η δημιουργία νέων μονάδων παραγωγής, η κατασκευή νέων γραμμών μεταφοράς ή η αναδιαμόρφωση του δικτύου διανομής μίας μεγάλης περιοχής, πχ. η ανύψωση του δικτύου μέσης τάσης στα 20 kV από τα 15 για την περιοχή της Θεσσαλονίκης ή η κατασκευή του υδροηλεκτρικού σταθμού στο Θησαυρό, δηλαδή έργων αρκετά χρονοβόρων και δαπανηφόρων.

Στη συνέχεια θα αναφερθούμε αναλυτικότερα στη βραχυπρόθεσμη και στη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, που έχουν εξελιχθεί περισσότερο σε σχέση με τα άλλα είδη και έχουν αναπτυχθεί ενδιαφέρουσες εφαρμογές με νευρωνικά δίκτυα. Πριν από αυτό όμως θα γίνει μία σύντομη αναφορά στους παράγοντες που επηρεάζουν τα φορτία.

2.1.1 Παράγοντες μεταβολής του φορτίου

Η κατανάλωση ενέργειας επηρεάζεται από ένα πλήθος διαφορετικών και σε αρκετές περιπτώσεις απροσδιόριστων παραγόντων, οι οποίοι είναι βασικά οι ακόλουθοι :

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 αυτοματοματοποίηση 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, καθώς τα φορτία παρουσιάζουν έντονες διακυμάνσεις κατά τη διάρκεια τόσο του εικοσιτετραώρου, όσο και του έτους. Οι αλλαγές αυτές οφείλονται κυρίως στις μεταβολές των καιρικών συνθηκών και των ανθρώπινων δραστηριοτήτων. Ιδιαίτερα ο τελευταίος παράγοντας επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη γεωγραφική περιοχή, καθώς παραδείγματος χάρη οι αστικές περιοχές κατά τη διάρκεια των καλοκαιρινών διακοπών παρουσιάζουν μείωση της ζήτησης, ενώ αντίστοιχα οι παραθαλάσσιες αύξηση.

3. Μετεωρολογικοί, διότι η θερμοκρασία κατά κύριο λόγο - και σε αρκετά μικρότερο ποσοστό η υγρασία, η ανεμόπτωση και η ηλιοφάνεια- επιδρούν στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας.

4. Τυχαίοι, όπως είναι ορισμένα τυχαία γεγονότα -παραδείγματος χάρη 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 κλιματαστικών. Βέβαια σ'αυτήν την περίπτωση πρέπει να τονισθεί ότι έγινε η διεύθυνση 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.

2.2 Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου

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 θα αποδειχθεί και από την ανάλυση της αντίστοιχης αρθρογραφίας, 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 μέρες που επιθυμούμε να προσδιορίσουμε το φορτίο -αν όχι σε ωριαίο επίπεδο, τουλάχιστον σε μέγιστη και ελάχιστη ημερήσια θερμοκρασία με τις αντίστοιχες διασπορές τους.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στην ομαλή λειτουργία του συστήματος και στον προσδιορισμό του επιπέδου ασφαλείας του. Έχουν προσδιορισθεί μέσω κατάλληλων μοντέλων οι επιδράσεις της μη ακριβούς πρόβλεψης της θερμοκρασίας [A1] ή της απότομης βηματικής αλλαγής του φορτίου -χρήση μεθόδου διχοτόμου- [A2] που μπορεί να προσομοιώνει μία απότομη απόρριψη φορτίου από μία μεγάλη βιομηχανική μονάδα λόγω σφάλματος. Επίσης επηρεάζει σημαντικά τη διαμόρφωση της θέσης και του μεγέθους των γεννητριών εκτός των εταιρειών -NUG ή Non utility generation-, οι οποίες ανήκουν σε ιδιοπαραγωγούς, νοσοκομεία, κτλ., σε συνδυασμό πάντοτε με τη διαστασιολόγηση του εκάστοτε δικτύου διανομής και του ρυθμού μη προγραμματισμένων διακοπών αυτών των γεννητριών [A3]. Ακόμη είναι απαραίτητη για τη ρύθμιση και τον έλεγχο συσκευών αποθήκευσης ενέργειας -θερμοσυσσωρευτών, θερμαντήρων νερού, κλιματιστικών διατάξεων με δεξαμενές πάγου, όταν συνδυάζεται με τα αντίστοιχα ηλεκτρικά τιμολόγια προς μείωση του τελικού κόστους [A4], [A5]. Δηλαδή για να είναι δυνατή η διαχείριση ζήτησης φορτίου και ο έλεγχος της εφαρμογής των διαφόρων μέτρων εξοικονόμησης ηλεκτρικής ενέργειας -ιδιαίτερα στα πλαίσια της μελλοντικής απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας-, είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός πλήθους δεδομένων που θα αφορούν τις διάφορες κατηγορίες καταναλωτών -βαθμός κορεσμού ηλεκτρικών συσκευών, εισόδημα, σύστημα θέρμανσης, κλιματισμός, απόδοση κινητήρων κτλ.-, ώστε να είναι δυνατός ο προσδιορισμός της χρονολογικής καμπύλης φορτίου και μέσω τεχνικοοικονομικής μελέτης να βρίσκονται τα εφαρμόσιμα μέτρα [E1].

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 [A6]. Στην περίπτωση που η πρόβλεψη φορτίου υπολείπεται του πραγματικού, οδηγεί σε αγορά ακριβών MW αιχμής από άλλους παραγωγούς, το εξωτερικό ή το χρηματιστήριο ηλεκτρικής ενέργειας. Αν είναι πιο μεγάλη της πραγματικής, τότε η επιχείρηση έχει μεγαλύτερο κόστος εκκίνησης και σταθερό κόστος λειτουργίας λόγω της ένταξης μεγαλύτερων μονάδων. Αν το μέσο απόλυτο σφάλμα -που κυμαίνεται ανάμεσα σε 3% και 5%- μειωθεί κατά 1%, τότε υπάρχει μείωση του κόστους παραγωγής κατά 0,1% με 0,3% τουλάχιστον. Ιδιαίτερα δυσμενέστερα αποτελέσματα έχουμε στην περίπτωση της υποεκτίμησης του φορτίου. Γι'αυτό απαιτείται ακριβέστερη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου [A7]. Παράλληλα η αβεβαιότητα πρόβλεψης φορτίου επηρεάζει τα αποτελέσματα των μοντέλων βραχυπρόθεσμης κατανομής της παραγωγής των γεννητριών και της απαιτούμενης εφεδρείας μέσω πιθανοτικών μοντέλων [A8] ή μέσω του κριτηρίου της επιλογής εφεδρείας ισχύος ίσης ή μεγαλύτερης από τη μεγαλύτερη γεννήτρια ή από ένα όριο φορτίου [Δ1].

Εξαιτίας των παραπάνω πέρα από τις διάφορες μεθοδολογίες πρόβλεψης έχουν αναπτυχθεί κατάλληλοι αλγόριθμοι με μαθηματικά μοντέλα για τη βελτίωση της απόδοσής τους, ώστε με τη λήψη περισσότερων μετρήσεων σε κατάλληλα προεπιλεγόμενα σημεία του δικτύου να γίνεται διόρθωση των μετρητικών σφαλμάτων των ωριαίων φορτίων [A9], [Δ2].

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

Σε κάθε περίπτωση όμως τα αρχικά δεδομένα μας είναι τα ωριαία φορτία προηγούμενων ωρών, τα ημερολογιακά χαρακτηριστικά και τα διάφορα στοιχεία που εκπροσωπούν τις καιρικές συνθήκες, κυρίως μόνο η θερμοκρασία σε ποσοστό πάνω από το 90% της υπάρχουσας αρθρογραφίας.

Στις επόμενες παραγράφους θα αναφερθούμε αναλυτικότερα σ' αυτά τα δεδομένα, στην κατηγοριοποίηση των επιμέρους συνιστωσών του φορτίου, στις κλασικές και στις νεώτερες μεθοδολογίες και στην τελική επίδραση της ακρίβειάς τους στο κόστος των ηλεκτρικών επιχειρήσεων.

2.2.1 Απαραίτητα στοιχεία για την πρόβλεψη φορτίου

Τα βασικότερα στοιχεία εισόδου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι φυσικά τα ωριαία φορτία των προηγούμενων ωρών ή ημερών φθάνοντας σε χρονικό βάθος μίας μέρας ως 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 μέρας, καθώς άλλη συμπεριφορά παρουσιάζει η Τρίτη από την Κυριακή. Αυτό μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε με διαφορετικές εφαρμογές του βασικού μοντέλου, οπότε για το κάθε είδος μέρας έχουμε και διαφορετικές τιμές συντελεστών, είτε χρησιμοποιώντας αντίστοιχες εισόδους, όπως με κατάλληλο ακέραιο αριθμό $-h$ μέρα Τρίτη αντιστοιχεί στο 2 και η Κυριακή στο 7-, ή με κατάλληλο δυαδικό αριθμό $-h$ αντιστοιχεί έχουμε για Τρίτη και Κυριακή 0100000 και 0000001 [Δ2].

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 $(\cos(2\pi t/365), \sin(2\pi t/365))$ [Δ2], όπου με μονοσήμαντο τρόπο χαρακτηρίζεται μία μέρα ως προς τη θέση της μέσα στο έτος.

Τελευταίο σημαντικό στοιχείο είναι τα καιρικά στοιχεία τονίζοντας όμως σ' αυτήν την περίπτωση την έντονη επίδραση του κλίματος σε μία περιοχή. Δηλαδή για τον ελλαδικό χώρο έχει αποδειχθεί από τις εφαρμογές [Δ2] ότι η θερμοκρασία καλύπτει σχεδόν πλήρως τις ανάγκες μας 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. [Α13].

Βέβαια ο κάθε μελετητής λαμβάνει υπόψη του τα διάφορα στοιχεία με διαφορετικό τρόπο. Αν δεν χρησιμοποιηθεί απλά η θερμοκρασία, μπορεί να ορισθεί ένα μοντέλο καιρού, όπου παραδείγματος χάρη στο [Α10] προσδιορίζονται οι αντίστοιχοι παράγοντες $F_d^c(T)$, $F_d^h(T)$, όπου $T_{1c}(d)$, $T_{2c}(d)$ τα κατώφλια θερμοκρασίας για τις ψυχρές ώρες και $T_{1h}(d)$, $T_{2h}(d)$ τα αντίστοιχα για τις ζεστές ώρες ανάλογα με το είδος της d μέρας της εβδομάδας:

$$F_d^c(T) = \begin{cases} 0 & , \quad T < T_{1c}(d) \\ (T - T_{1c}(d))^2 / 2(T_{2c}(d) - T_{1c}(d)), & T_{1c}(d) \leq T < T_{2c}(d) \\ T - (T_{1c}(d) + T_{2c}(d)) / 2 & , \quad T \geq T_{2c}(d) \end{cases} \quad (2.2.1-1)$$

$$F_d^h(T) = \begin{cases} 0 & , \quad T > T_{1h}(d) \\ (T - T_{1h}(d))^2 / 2(T_{1h}(d) - T_{2h}(d)), T_{2h}(d) < T \leq T_{1h}(d) \\ (T_{1h}(d) + T_{2h}(d)) / 2 - T & , \quad T \leq T_{2h}(d) \end{cases} \quad (2.2.1-2)$$

Μία ενδιαφέρουσα τακτική, όταν θέλουν να λάβουν και άλλα στοιχεία πέρα από τη θερμοκρασία, είναι ο ορισμός της «ισοδύναμης» ή της «ενεργού» θερμοκρασίας, την οποία προσδιορίζουν μέσω εμπειρικών σχέσεων. Ενδεικτικά αναφέρουμε ότι η ισοδύναμη θερμοκρασία T_{eq} συνδέεται με τη θερμοκρασία T , τη σχετική υγρασία RH και την ταχύτητα του ανέμου V κατά τις προδιαγραφές που σχετίζονται με την ανθρώπινη άνεση σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση [A11]:

$$T_{eq} = \begin{cases} \frac{T - 0,55 \cdot (1,0 - RH) \cdot (T - 58) - 15,95}{0,725} & , \quad T \geq 66^\circ F \\ T & , \quad 65^\circ F < T < 66^\circ F \\ 91,4 - \frac{(10,45 - 10,0\sqrt{V} - V) \cdot (91,4 - T)}{22,952} & , \quad T \leq 65^\circ F \end{cases} \quad (2.2.1-3)$$

όπου T και T_{eq} σε $^\circ F$, RH σε δεκαδικό, V σε m/sec. Άλλοι μελετητές [A12] έχουν ορίσει και απλούστερες εκφράσεις για την «ενεργό» θερμοκρασία T_{eff} που χρησιμοποιείται ως είσοδος στο δίκτυο, η οποία προκύπτει -με χρήση των άνω συμβόλων, όπου a εμπειρικός συντελεστής- από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$T_{eff} = \begin{cases} T + a * RH & , \quad T > 75^\circ F \\ T & , \quad 65^\circ F \leq T \leq 75^\circ F \\ T - \frac{V * (65^\circ - T)}{100} & , \quad T < 65^\circ F \end{cases} \quad (2.2.1-4)$$

Με βάση τα όσα προαναφέραμε παρατηρούμε 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.

2.2.2 Συνιστώσες του φορτίου

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

α) Σε τέσσερις συνιστώσες: το ντετερμινιστικό γνωστό φορτίο, το ανεξάρτητο από τον καιρό, το εξαρτημένο από τον καιρό και το υπόλοιπο που αποτελεί το «θόρυβο» [A11]. Αντίστοιχα στο [A13] τα τέσσερα μέρη είναι η συνιστώσα καιρού, η συνιστώσα κανονικού φορτίου, το φορτίο ειδικών περιστάσεων και το τυχαίο φορτίο.

β) Σε τρεις: στην ετήσια, στην εποχιακή και στην ημερήσια συνιστώσα του [A14], λόγω χρήσης παλινδρομικού μοντέλου. Αντίστοιχα στο [A15] τα τρία μέρη είναι το ετήσιο, το ημερήσιο και το στοχαστικό και στο [A16] είναι το ημερήσιο, το εβδομαδιαίο και το κυκλικό.

γ) Σε δύο: τη βασική μορφή του φορτίου και την αντίστοιχη εξαρτώμενη από τον καιρό συνιστώσα για κάθε συσκευή ηλεκτρικής ενέργειας χωριστά [A17] ή για τη συνολική ζήτηση του συστήματος [A18].

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

2.2.3 Κλασικές μέθοδοι πρόβλεψης φορτίου

Πριν αναλύσουμε τις νεώτερες μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίου, είναι απαραίτητο να μελετήσουμε τις αντίστοιχες κλασικές, με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους. 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 [B7], [A19]. Στη συνέχεια θα αναφερθούμε σε κάθε μία κατηγορία χωριστά.

2.2.3α Μέθοδοι εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εξομάλυνσης αποτελούν μία από τις απλούστερες κατηγορίες μεθόδων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Σ' αυτές ανήκουν:

α) η μέθοδος των κινητών μέσων όρων (MA), όπου το φορτίο $\hat{P}_m(t+k|t)$ για την ώρα $t+k$ όντας στη t προσδιορίζεται μέσω της ακόλουθης σχέσης [A20]:

$$\hat{P}_m(t+k|t) = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=0}^{m-1} P(t-i) \text{ με } k=1, \dots, m \quad (2.2.3\alpha-1)$$

Σε ορισμένες περιπτώσεις γίνεται λόγος [A21] για τα ωριαία φορτία είτε του προηγούμενου εικοσιτετραώρου, είτε του εικοσιτετραώρου προ μίας εβδομάδας διαμορφώνοντας αντίστοιχα τα μοντέλα «Ημέρα 1» και «Ημέρα 7». Από τη σύγκριση [A21] προέκυψε ότι η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι μικρότερη για το μοντέλο «Ημέρα 7» για τη Δευτέρα και την Κυριακή, ενώ για την «Ημέρα 1» για τις υπόλοιπες μέρες. Με συνδυασμό τους επιτυγχάνεται το 5%, το οποίο ως σφάλμα είναι αρκετά υψηλό.

β) η μέθοδος των γενικών γραμμικών κινητών μέσων όρων, που περιγράφεται από τις σχέσεις [B7]:

$$S'_t = \frac{X_t + X_{t-1} + \dots + X_{t-N+1}}{N} \quad (2.2.3\alpha-2)$$

$$S''_t = \frac{S'_t + S'_{t-1} + \dots + S'_{t-N+1}}{N} \quad (2.2.3\alpha-3)$$

$$a_t = S'_t + (S'_t - S''_t) \quad (2.2.3\alpha-4)$$

$$b_t = \frac{2}{N-1} (S'_t - S''_t) \quad (2.2.3\alpha-5)$$

$$\hat{X}_t(m) = a_t + b_t \cdot m \quad (2.2.3\alpha-6)$$

δηλαδή ουσιαστικά αποκτούν οι μέσοι όροι βάρη.

γ) η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης, όπου υπάρχουν διάφορες κατηγορίες, όπως τα μη εποχιακά μοντέλα, τα προσθετικά εποχιακά και τα πολλαπλασιαστικά με υπομέρους κλάσεις του σταθερού επιπέδου, της γραμμικής τάσης και της μη γραμμικής τάσης. Συγκεντρωτικά παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα μοντέλα μη γραμμικής τάσης, όπου X_t είναι η πραγματική τιμή της χρονοσειράς για τη χρονική περίοδο t , $\hat{X}_t(m)$ η πρόβλεψη που πραγματοποιήθηκε στο τέλος της περιόδου t και αναφέρεται σε m περιόδους μπροστά, e_t το σφάλμα πρόβλεψης για την αντίστοιχη περίοδο, S_t το επίπεδο της χρονοσειράς στο τέλος της περιόδου t , T_t η τάση της χρονοσειράς στο τέλος της αντίστοιχης περιόδου t , I_t ο εποχιακός παράγοντας για τη χρονική περίοδο t , ϕ ο συντελεστής διόρθωσης της τάσης, h_1 ο συντελεστής εξομάλυνσης για το επίπεδο της χρονοσειράς, h_2 ο συντελεστής εξομάλυνσης για την τάση της χρονοσειράς, h_3 ο συντελεστής εξομάλυνσης για τον εποχιακό παράγοντα, p ο αριθμός των περιόδων σε ένα εποχιακό κύκλο.

$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1}(l)$	$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1}(l)$	$e_t = X_t - \hat{X}_{t-1}(l)$
$S_t = S_{t-1} + \phi \cdot T_{t-1} + h_1 \cdot e_t$	$S_t = S_{t-1} + \phi \cdot T_{t-1} + h_1 \cdot e_t$	$S_t = S_{t-1} + \phi \cdot T_{t-1} + h_1 \cdot e_t / I_{t-p}$
$T_t = \phi \cdot T_{t-1} + h_2 \cdot e_t$	$T_t = \phi \cdot T_{t-1} + h_2 \cdot e_t$	$T_t = \phi \cdot T_{t-1} + h_2 \cdot e_t / I_{t-p}$
	$I_t = I_{t-p} + h_3 \cdot e_t$	$I_t = I_{t-p} + h_3 \cdot e_t / S_t$
$\hat{X}_t(m) = S_t + \sum_{i=t-1}^m \phi^i \cdot T_t$	$\hat{X}_t(m) = S_t + \sum_{i=t-1}^m \phi^i \cdot T_t + I_{t-p+m}$	$\hat{X}_t(m) = \left(S_t + \sum_{i=t-1}^m \phi^i \cdot T_t \right) \cdot I_{t-p+m}$
Μη εποχιακό μοντέλο μη γραμμικής τάσης	Εποχιακό προσθετικό μοντέλο μη γραμμικής τάσης	Εποχιακό πολλαπλασιαστικό μοντέλο μη γραμμικής τάσης

Πίνακας 2.2.3α-1: Μοντέλα εξομάλυνσης μη γραμμικής τάσης

Σημειώνουμε απλώς ότι στη θέση του αθροίσματος $\sum_{i=t-1}^m \phi^i$ τίθεται το m στην περίπτωση της γραμμικής τάσης, ενώ το ϕ γίνεται 1. Αντίστοιχα για την περίπτωση του σταθερού επιπέδου μηδενίζονται εντελώς οι αντίστοιχοι παράγοντες.

Ως ενδεικτικό παράδειγμα αναφέρουμε το άρθρο [A16], όπου η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου γίνεται, ώστε ο καταναλωτής να ρυθμίσει τις ώρες ζήτησης ισχύος για θερμικούς ή ψυκτικούς σκοπούς χρησιμοποιώντας αντίστοιχα θερμοσυσσωρευτές ή κεντρικές κλιματιστικές μονάδες με παγοκολόνες. Συγκεκριμένα μοντελοποιείται κατάλληλα η κλιματιστική συσκευή, ώστε κατά τη διάρκεια ενός εικοσιτετραώρου να κλείνει ο κύκλος ψύξης. Το βασικό στοιχείο όμως για την επιτυχή λειτουργία του συστήματος και την εκμετάλλευση των φθηνών ωρών τιμολόγησης ηλεκτρικής ενέργειας είναι η πρόβλεψη του καιρού και κατά συνέπεια των απαιτήσεων φορτίου μέσω της συμπεριφοράς της συσκευής. Στη συγκεκριμένη περίπτωση πραγματοποιείται μέσω της ακόλουθης πολλαπλασιαστικής εποχιακής τεχνικής εξομάλυνσης η πρόβλεψη του καιρού λαμβάνοντας υπόψη την καθημερινή κυκλότητα της θερμοκρασίας και την άνοδο ή την κάθοδο της μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας μέσω των ακόλουθων σχέσεων:

$$\begin{aligned}
 e(t) &= X(t) - T_1(t-1) & S(t) &= S(t-1) + h_1 \cdot e(t) / I(t-24) \\
 I(t) &= I(t-d) + h_3 \cdot e(t) / S(t) & T_m(t) &= S(t) \cdot I(t-24+m)
 \end{aligned}$$

Πίνακας 2.2.3α-2: Πρακτική εφαρμογή εξομάλυνσης

όπου οι διάφορες παράμετροι έχουν οριστεί προηγουμένως.

Επίσης με βάση τις ακόλουθες σχέσεις προσδιορίζουμε μέσω των δεικτών m_{low} και m_{high} την ελάχιστη και τη μέγιστη θερμοκρασία $T_{low}(t)$ και $T_{high}(t)$ λαμβάνοντας υπόψη την παράμετρο κλίμακας β και το προσαρμοσμένο επίπεδο της κλίμακας $S'(t)$:

$$T_{low}(t) = S'(t) \cdot [1.0 - \beta \cdot [1.0 - I(t - 24 + m_{low})]] \quad (2.2.3\alpha-7)$$

$$T_{high}(t) = S'(t) \cdot [1.0 - \beta \cdot [1.0 - I(t - 24 + m_{high})]] \quad (2.2.3\alpha-8)$$

Στη συνέχεια προσδιορίζεται το φορτίο L_{total} της t ώρας της d μέρας που αποτελείται από τρεις συνιστώσες την καθημερινή, την εβδομαδιαία και την κυκλική συνιστώσα $L_{daily}(t,d)$, $L_{weekly}(t,d)$, $L_{trend}(t,d)$ αντίστοιχα. Εφαρμόζοντας τη μέθοδο του κινούμενου μέσου όρου $M(t,d)$ και υπολογίζοντας τον κινούμενο λόγο των κέντρων $CMR(t,d)$ έχουμε τα ακόλουθα:

$$M(t,d) = \frac{\left[\frac{L_{total}(t-12,d) + L_{total}(t+12,d)}{2} + \sum_{i=-11}^{11} L_{total}(t+i,d) \right]}{24} \quad (2.2.3\alpha-9)$$

$$CMR(t,d) = L_{total}(t,d) - M(t,d) \quad (2.2.3\alpha-10)$$

$$L_{daily}(t,d) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CMR(t,i) \quad (2.2.3\alpha-11)$$

όπου $N = 7 \cdot W - 1$ με W ο αριθμός των εβδομάδων που χρησιμοποιούνται ως ιστορικά δεδομένα. Με τα πιο πάνω προσδιορίζουμε την καθημερινή συνιστώσα φορτίου. Παρομοίως προσδιορίζεται και η εβδομαδιαία με 168 ώρες έναντι των 24 ωρών της καθημερινής και από το υπόλοιπο προσδιορίζεται η κυκλική συνιστώσα. Συσχετίζοντας την καθημερινή συνιστώσα φορτίου με τη θερμοκρασία μέσω της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων επαναπροσδιορίζεται η καθημερινή συνιστώσα και από το άθροισμα των τριών μερών προκύπτει το τελικό φορτίο της επόμενης μέρας και μπορεί να γίνει ο προγραμματισμός του προγράμματος αποθήκευσης ενέργειας για το επόμενο εικοσιτετράωρο.

2.2.3β Μέθοδοι αποσύνθεσης

Οι μέθοδοι αποσύνθεσης εφαρμόζουν απλές μαθηματικές σχέσεις, με σκοπό την απομόνωση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών: την εποχιακότητα S_t , την κυκλικότητα C_t , την τάση T_t και την τυχαιότητα R_t . Αυτές συνδέονται με μία συνάρτηση f και με την παρατήρηση X_t σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$X_t = f(S_t, C_t, T_t, R_t) \quad (2.2.3\beta-1)$$

Η μεθοδολογία που ακολουθείται, όταν η συνάρτηση είναι πολλαπλασιαστική [B7], είναι η εξής:

- α) υπολογισμός των κεντρικών κινητών μέσων όρων,
- β) υπολογισμός των λόγων εποχιακότητας,
- γ) απαλοιφή της τυχαιότητας,
- δ) εύρεση της αποεποχικοποιημένης σειράς,
- ε) εύρεση της σειράς τάσης-κύκλου,
- στ) διαχωρισμός των συνιστωσών τάσης και κυκλικότητας.

Στη συνέχεια με βάση αυτά τα στοιχεία σε αντίστοιχη εφαρμογή για την εύρεση της αιχμής του τριμηνιαίου φορτίου προκύπτει ακρίβεια της τάξης του 5% για το επόμενο έτος.

2.2.3γ Μέθοδος πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης

Η μέθοδος γραμμικής πολλαπλής παλινδρόμησης στηρίζεται στην ακόλουθη μορφή σχέσης [B7], [A19]:

$$y(t) = a_0 + a_1 \cdot x_1(t) + \dots + a_n \cdot x_n(t) + b(t) \quad (2.2.3\gamma-1)$$

όπου $y(t)$ είναι το ηλεκτρικό φορτίο, $x_i(t)$ η i -οστή παράμετρος που συσχετίζεται με την έξοδο, $a_i(t)$ ο i -οστός συντελεστής συσχέτισης, $b(t)$ η τυχαία μεταβλητή του σφάλματος με μηδενική μέση τιμή. Λόγω της απλής μορφής του μοντέλου δίνει μεγαλύτερα σφάλματα από τις υπόλοιπες μεθοδολογίες από 2 ως 10 φορές [A19].

Ένα απλό παράδειγμα αναφέρεται στο [A13], όπου το φορτίο αποτελείται από τέσσερις συνιστώσες:

α) από τη συνιστώσα καιρού που προσδιορίζεται μέσω της σχέσης:

$$W(t) = a_1 \cdot T(t) + a_2 \cdot T(t-24) + a_3 \cdot S(t) + a_4 \cdot V(t) + a_5 \cdot H(t) \quad (2.2.3\gamma-2)$$

λαμβάνοντας υπόψη τη θερμοκρασία της αντίστοιχης ώρας $T(t)$ και προ εικοσιτεσσάρων ωρών $T(t-24)$, τη διάρκεια της ηλιοφάνειας $S(t)$, την ταχύτητα ανέμου $V(t)$ και τη σχετική υγρασία της τρέχουσας ώρας $H(t)$,

β) από τη συνιστώσα κανονικού φορτίου, που είναι ανεξάρτητη του καιρού, λαμβάνοντας συγκεκριμένες μορφές ανάλογα με το είδος της μέρας,

γ) από το φορτίο ειδικών περιστάσεων, όπως αργίες, απεργίες κτλ.-σε αυτό το σημείο μπαίνει η εμπειρία του χειριστή,

δ) από το τυχαίο φορτίο.

Δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή μεταβλητών καιρού και μέσω των συντελεστών συσχέτισης προσδιορίζονται τα απαραίτητα στοιχεία -πιθανοτική ανάλυση. Επίσης τα ανώμαλα στοιχεία απομακρύνονται από το σύνολο δεδομένων και τελικά υπάρχει ικανοποιητική αποδοχή της μεθόδου με ποσοστό απόλυτου σφάλματος της τάξης του 2%.

2.2.3δ Οικονομετρική μέθοδος

Σ' αυτήν τη μέθοδο περιλαμβάνονται όλες οι ποσοτικές διαδικασίες, οι οποίες βασίζονται σε αιτιοκρατικές σχέσεις. Τα βασικά βήματα που ακολουθούνται στην εφαρμογή αυτής της μεθόδου είναι η ανάπτυξη ενός εκ των προτέρων μοντέλου, η επιλογή των δεδομένων, η ανάλυση τους και η εκ νέου προσαρμογή του μοντέλου. Τα δύο βασικά προβλήματα είναι η εκτίμηση της τρέχουσας κατάστασης και η πρόβλεψη των επικείμενων μεταβολών. Παρόλο το γεγονός ότι οι διαδικασίες που εφαρμόζονται είναι παρόμοιες, οι λύσεις για τα δύο προβλήματα μπορεί να διαφέρουν σημαντικά. Σε κάθε περίπτωση είναι αναγκαία η ύπαρξη επαρκούς πληροφορίας και να υπάρχει η δυνατότητα να προβλεφθεί με ακρίβεια η κατεύθυνση των μεταβολών στις αιτιοκρατικές μεταβλητές.

Για να γίνει πιο κατανοητή η μέθοδος, αναφέρουμε το ακόλουθο παράδειγμα [A22], όπου γίνεται η προσέγγιση της ζήτησης φορτίου μέσω των τελικών χρήσεων. Οι βασικές αρχές είναι η κατηγοριοποίηση των πελατών σε οικιακούς, βιομηχανικούς και εμπορικούς, και η διακριτοποίηση των χρήσεων ηλεκτρικής ενέργειας σε δύο ομάδες των εξαρτώμενων από τη θερμοκρασία και των ανεξάρτητων. Στην απλούστερη περίπτωση η συνολική ενέργεια E_i ενός στοιχείου τελικής χρήσης i για μία συγκεκριμένη περίοδο συνδέεται με τη ζήτηση D_{ij} στην ώρα j για το στοιχείο τελικής χρήσης i που προσδιορίζεται μέσω του

αριθμού των στοιχείων τελικής χρήσης N_i φορτίου C_i ανά στοιχείου χρήσης i που συμμετέχουν κατά την ώρα j κατά το μέρος F_{ij} :

$$E_i = \sum_j D_{ij} \quad (2.2.3\delta-1)$$

$$D_{ij} = N_i \cdot C_i \cdot F_{ij} \quad (2.2.3\delta-2)$$

Με επανάληψη της μεθοδολογίας για όλες τις τελικές χρήσεις μπορούμε να προσδιορίσουμε το ωριαίο φορτίο και τη συνολική ενέργεια μίας περιόδου. Αναλυτικότερα για τους οικιακούς καταναλωτές η βασική ισότητα πρόβλεψης ζήτησης RD_{ij} για μία συσκευή i κατά την ώρα j είναι η ακόλουθη:

$$RD_{ij} = NA_i \cdot CA_i \cdot FA_{ij} \quad (2.2.3\delta-3)$$

όπου NA_i είναι ο αριθμός των συσκευών, CA_i το συνδεδεμένο φορτίο της συσκευής i , FA_{ij} το μέρος της συσκευής i που λειτουργεί κατά την ώρα j . Στον προσδιορισμό των συντελεστών παίζει σημαντικό ρόλο το είδος της κατοικίας, το εισόδημα και η διανομή του, η θέση του σπιτιού σε αγροτική, ημιαγροτική, αστική περιοχή κτλ.. Επίσης υπάρχει κατηγοριοποίηση των ανεξάρτητων ως προς τη θερμοκρασία χρήσεων ανά ώρα ως προς τυπικές μέρες και μήνες. Για τα εξαρτώμενα από τη θερμοκρασία εκφράζεται η συμπεριφορά τους ανά ώρα ως προς την τυπική μέρα και ως προς τη θερμοκρασία, αλλά όχι ως προς το μήνα. Με αυτόν τον τρόπο εκφράζεται η συμπεριφορά των συσκευών των κλιματιστικών, των ηλεκτρικών καλοριφέρ και των αντλιών θερμότητας, ενώ οι υπόλοιπες παρουσιάζουν εποχιακές μεταβολές ως προς την κατανάλωση του φορτίου τους, όπως τα ψυγεία κτλ.. Για τους βιομηχανικούς καταναλωτές είναι αρκετά δύσκολο να εκφράσουμε τα ανεξάρτητα κατά κύριο λόγο από τη θερμοκρασία φορτία τους ανά χρήση. Γι' αυτό διαχωρίζονται οι βιομηχανίες με βάση ένα διψήφιο αριθμό κατηγορίας ως προς την ηλεκτρική συμπεριφορά τους ανά ώρα, η οποία επηρεάζεται σε επίπεδο εποχής/μήνα από την οικονομική ανάπτυξη της εταιρείας, γι' αυτό η ενεργειακή κατανάλωση ME_{ij} της βιομηχανίας i το μήνα j με ετήσια κατανάλωση AE_i συνδέεται με το λόγο M_{ij} της ενεργειακής κατανάλωσης του μήνα j ως προς την αντίστοιχη ετήσια της βιομηχανίας i μέσω της σχέσης:

$$ME_{ij} = AE_i \cdot M_{ij} \quad (2.2.3\delta-4)$$

Στη συνέχεια με τη σχέση (2.2.3δ-4) προσδιορίζουμε μέσω του παράγοντα χρησιμοποίησης φορτίου UF_{ijh}^d για την τυπική μέρα d της ώρας h για το μήνα j για τη βιομηχανία i το αντίστοιχο ωριαίο φορτίο D_{ijh}^d του μήνα j της μέρας d :

$$D_{ijh}^d = ME_{ij} \cdot UF_{ijh}^d \quad (2.2.3\delta-5)$$

Οι παράγοντες προσδιορίζονται μέσω κατάλληλης δειγματοληψίας. Τονίζεται κυρίως η διαφορετική τους συμπεριφορά κατά τις εργάσιμες και τις μη εργάσιμες ώρες. Στον εμπορικό τομέα η ζήτηση επηρεάζεται σημαντικά από την οικονομική δραστηριότητα, αλλά και από τη θερμοκρασία λόγω ύπαρξης μεγάλου αριθμού κλιματιστικών και θερμαντικών συσκευών. Συνήθως τα διάφορα στοιχεία είναι εκφρασμένα σε στατιστικές μελέτες ανά εργαζόμενο, οπότε το συνολικό ετήσιο φορτίο HE_i της εμπορικής κατηγορίας i συνδέεται με τον αντίστοιχο αριθμό εργαζομένων EMP_i έχοντας ο καθένας τους ετήσιες θερμικές ανάγκες

ίσεις με AHR_i και λαμβάνοντας ως ποσοστό κορεσμού της θέρμανσης στον εμπορικό τομέα $HSAT$, οπότε:

$$HE_i = EMP_i \cdot HSAT \cdot AHR_i / 100 \quad (2.2.3\delta-6)$$

Αντίστοιχη σχέση υπάρχει και για τα φορτία των κλιματιστικών, ενώ για τα λοιπά φορτία ακολουθείται η διαδικασία των αντίστοιχων βιομηχανικών φορτίων. Τέλος για τον προσδιορισμό της ωριαίας κατανάλωσης για λόγους θέρμανσης $DEHC_{ijh}^d$ για την ώρα h της τυπικής μέρας d για θερμοκρασία j δίνεται μέσω της σχέσης:

$$DEHC_{ijh}^d = HE_i \cdot EHL_{ijh}^d \cdot KC_i \quad (2.2.3\delta-7)$$

όπου $DEHC_{ijh}^d$ είναι η παρατηρούμενη ζήτηση φορτίου για θέρμανση EHL_{ijh}^d της κατηγορίας i για την ώρα h της τυπικής μέρας d για τη θερμοκρασία j και KC_i είναι ο παράγοντας κλίμακας φορτίου δείγματος ως προς το συνολικό φορτίο της κατηγορίας i . 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.

2.2.3ε Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου

Σ' αυτή τη μέθοδο περιλαμβάνονται τα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου ARMA(p,q), όπου ορίζονται μέσω των ακόλουθων σχέσεων:

$$\phi(B) \cdot y(t) = \theta(B) \cdot a(t) \quad (2.2.3\varepsilon-1)$$

όπου

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 \cdot B - \dots - \theta_q \cdot B^q \quad (2.2.3\varepsilon-2)$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 \cdot B - \dots - \phi_p \cdot B^p \quad (2.2.3\varepsilon-3)$$

όπου $y(t)$ είναι το ηλεκτρικό φορτίο, $a(t)$ ο λευκός θόρυβος, θ_i ο i -οστός συντελεστής βάρους του θορύβου πριν i χρονικά βήματα, ϕ_i ο i -οστός συντελεστής βάρους του φορτίου πριν i χρονικά βήματα. Με αυτήν τη μέθοδο προσεγγίζουμε στάσιμες χρονοσειρές φορτίου, οπότε περιορίζεται αρκετά το πλήθος των εφαρμογών της.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα μίας βελτιωμένης παραλλαγής αυτής της μεθόδου. Στην παρούσα περίπτωση [A11] 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 δημιουργώντας μία ισοδύναμη θερμοκρασία T_{eq} που δίνεται από τη σχέση (2.2.1-3).

Το επόμενο σημαντικό σημείο είναι ότι το φορτίο αποτελείται από τέσσερις συνιστώσες: το ντετερμινιστικό γνωστό φορτίο, το ανεξάρτητο από τον καιρό φορτίο, το εξαρτημένο από τον καιρό φορτίο και το υπόλοιπο που αποτελεί το «θόρυβο». Η πρώτη συνιστώσα είναι γνωστή και προγραμματισμένη, γι' αυτό και ξεχωρίζεται από το υπόλοιπο φορτίο. Η ανεξάρτητη από τον καιρό συνιστώσα επηρεάζεται από κοινωνικούς και γεωγραφικούς παράγοντες και προσεγγίζεται μέσω ανάλυσης Fourier έχοντας ως περίοδο

της βασικής συχνότητας τις 168 ώρες. Οι αρμονικές αντιστοιχούν σε περιόδους ίσους με μία εβδομάδα -βασική συχνότητα-, τα 1/2 και 1/3 της εβδομάδας, με μία μέρα, τα 7/6 και 7/8 της μέρας. Αντίστοιχα ισχύουν για τα 1/2 και 1/3 της μέρας, ενώ υπάρχουν ως απομονωμένες συνιστώσες τα 1/4, 1/5 και 1/7 της μέρας. Η συνιστώσα του καιρού προσεγγίζεται με ένα κυβικό πολυώνυμο, όπου υπάρχει και το κατάλληλο χρονικό παράθυρο των 6 προηγούμενων ωρών μέσω της σχέσης:

$$L_w(t) = \sum_{j=1}^3 \{C_{1j} \cdot Ta(t)^j + C_{2j} \cdot Ta(t-1)^j + C_{3j} \cdot Ta(t-2)^j\} \quad (2.2.3\varepsilon-4)$$

όπου

$$Ta(t) = \frac{(T_{eq}(t) + T_{eq}(t-1))}{2} \quad (2.2.3\varepsilon-5)$$

Τέλος χρησιμοποιείται ένα μοντέλο μορφής ARMA για το υπολοιπόμενο φορτίο που θεωρείται στοχαστικός θόρυβος που λαμβάνει υπόψη του την πρώτη, τη δεύτερη και την εικοστή τέταρτη προηγούμενη ώρα. Το σύστημα που λύνεται είναι της μορφής:

$$y(t) = \theta(t) \cdot \phi(t) + v(t) \quad (2.2.3\varepsilon-6)$$

$$\theta(t) = \theta(t-1) + \Phi(t)^T \cdot P(t) \cdot v(t) \quad (2.2.3\varepsilon-7)$$

$$v(t) = y(t) - \theta(t) \cdot \Phi(t) \quad (2.2.3\varepsilon-8)$$

$$P(t) = \frac{1}{\mu} \left[P(t-1) - \frac{P(t-1) \cdot \Phi(t)^T \cdot \Phi(t) \cdot P(t-1)}{\mu + \Phi(t-1)^T \cdot P(t-1) \cdot \Phi(t-1)} \right] \quad (2.2.3\varepsilon-9)$$

όπου $\theta(t)$ είναι ο πίνακας με τις παραμέτρους του μοντέλου, $\Phi(t)$ το διάνυσμα των συναρτήσεων χρονοσειρών, $v(t)$ είναι το σήμα θορύβου και μ ο παράγοντας μνήμης που προτείνεται στη συγκεκριμένη μεθοδολογία, ο οποίος κυμαίνεται από 0 ως 1 και δίνεται από τη σχέση:

$$\mu(t) = \frac{1}{2} \left(1 - Q(t) - \frac{v(t)^2}{S} + \sqrt{\left(1 - Q(t) - \frac{v(t)^2}{S} \right)^2 + 4 \cdot Q(t)} \right) \quad (2.2.3\varepsilon-10)$$

όπου

$$Q(t) = \Phi(t)^T \cdot P(t-1) \cdot \Phi(t) \quad (2.2.3\varepsilon-11)$$

$$S(t) = \sum \mu(t)^{(t-j)} \cdot v(j) \quad (2.2.3\varepsilon-12)$$

και η αναμενόμενη τιμή του τελευταίου είναι:

$$E[S(t)] = \frac{\sigma_v^2}{1 - \mu} \quad (2.2.3\varepsilon-13)$$

Με αυτόν τον τρόπο λαμβάνονται υπόψη τα σήματα σφάλματος. Η απόδοση βελτιώνεται κατά το 50%. Τέλος δε λαμβάνεται υπόψη κατά τον προσδιορισμό των παραγόντων οι ειδικές μέρες, αλλά για την πρόβλεψή τους γίνονται διάφορες παραδοχές,

όπως για τις αργίες, όπως τα Χριστούγεννα, θεωρείται η συμπεριφορά των Κυριακών, για ημιαργίες, όπως τη Μεγάλη Παρασκευή, θεωρείται το Σάββατο. Αν η αργία εμφανιστεί το σαββατοκύριακο, τότε η Παρασκευή και η Δευτέρα θα προκύψουν από τη μέση τιμή των αντίστοιχων εργάσιμων ημερών με το Σάββατο. Ωστόσο δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσει απότομες μεταβολές των καιρικών συνθηκών.

Ω μία δεύτερη παραλλαγή θα αναφέραμε το μοντέλο ARMAX -που παρουσιάζεται στο [A23]- με βασική σχέση:

$$\phi(B) \cdot y(t) = \lambda(B) \cdot u(t) + \theta(B) \cdot a(t) \quad (2.2.3\varepsilon-14)$$

Οι τάξεις εισόδου m , εξόδου p και κινούμενου μέσου όρου q προσδιορίζονται μέσω της αυτοσυσχέτισης, της μερικής συσχέτισης και των ετεροσυσχετίσεων, ενώ οι παράμετροι με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, όπου μπορεί κανείς να βρεθεί σε τοπικό ελάχιστο. Ο έλεγχος γίνεται με τις μεθόδους της δοκιμής του λόγου t , των μερικών υπολοίπων αυτοσυσχετίσεων και ετεροσυσχετίσεων, της δοκιμής της στατιστικής Q .

Στη συνέχεια όμως παρουσιάζεται η εναλλακτική πρωτοποριακή μέθοδος που βασίζεται στην ακόλουθη ιδέα: έστω ένα διάνυσμα δοκιμής P_i που αναπαριστάνει το ανεξάρτητο μέλος του πληθυσμού που θα εμπλακεί. Τα στοιχεία του διανύσματος θα είναι είτε οι τάξεις του μοντέλου με τη μορφή $P_i \sim [p, m, q]$, $i=1, \dots, k$ λαμβάνοντας ακέραιες τιμές, είτε οι παράμετροι του μοντέλου $P_i \sim (a, b)^{p+m+q}$ που όλα του τα στοιχεία του βρίσκονται εντός του διαστήματος $[a, b]$. Η μορφή του καθορίζεται από το είδος του προβλήματος που εξετάζουμε -προσδιορισμός τάξεων ή παραμέτρων. Για κάθε ανεξάρτητη οντότητα προσδιορίζεται η καταλληλότητά της και μέσω μίας συνάρτησης κόστους V και του κριτηρίου του τελικού σφάλματος πρόβλεψης FPE του Akaike:

$$V = \frac{e \bullet e^T}{N - n} \quad (2.2.3\varepsilon-15)$$

$$FPE = \left(\frac{1 + n/N}{1 - n/N} \right) \cdot V \quad (2.2.3\varepsilon-16)$$

όπου N είναι ο αριθμός των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων, e το διάνυσμα σφάλματος $N \times 1$ διαστάσεων. Γενικά όσο μικρότερη είναι η τιμή του τελικού σφάλματος πρόβλεψης, τόσο το ανεξάρτητο μέλος είναι πιο κατάλληλο για το σύστημα. Η διαδικασία για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου περιλαμβάνει τα ακόλουθα βήματα:

α) αρχικοποίηση του διανύσματος P_i , μέσω του οποίου θα παρασταθούν οι πιθανές λύσεις, στην περίπτωση εύρεσης των τάξεων του μοντέλου τα στοιχεία λαμβάνουν τιμές μέσα από σύνολο της μορφής $\{1, 2, \dots, 5\}$, ενώ στην περίπτωση εύρεσης των παραμέτρων τα στοιχεία ακολουθούν ομοιόμορφη κατανομή εντός του διαστήματος $[a, b]$ στις $p+m+q$ διαστάσεις.

β) Στη συνέχεια δημιουργείται έναν απόγονο διάνυσμα P_{i+k} από τον πατέρα P_i προσθέτοντας μία τυχαία μεταβολή. Στην περίπτωση προσδιορισμού των τάξεων μία ομοιόμορφη διακριτή κατανομή χρησιμοποιείται για το αν ο αριθμός της τάξης του μοντέλου θα αυξηθεί ή θα μειωθεί με πιθανότητα 0,5. Οι τάξεις αναθεωρούνται διαδοχικά με τη σειρά, ενώ ο αριθμός που θα προστεθεί ή θα αφαιρεθεί ορίζεται με την τυχαία κατανομή Poisson με παράγοντα λ ίσο με 0,1. Στη φάση της εύρεσης των παραμέτρων χρησιμοποιείται η κατανομή Gauss με μηδενική μέση τιμή και τυπική απόκλιση που δίνεται από τη σχέση:

$$\sigma_i = \beta \cdot V_i + Z \quad (2.2.3\varepsilon-17)$$

όπου β παράγοντας κλίμακας, Z ένα κατώφλι και V_i η συνάρτηση απώλειας για το διάνυσμα δοκιμής P_i .

γ) Ανταγωνισμός και επιλογή: Η σύγκριση για την επιβίωση είναι στοχαστική. Σ' αυτήν τη διαδικασία οι $2k$ ανεξάρτητοι παράγοντες συγκρίνονται κατά τυχαίο τρόπο ο ένας τον άλλο για την επιλογή του νικηφόρων με βάση την τιμή της καταλληλότητας μέσω των ακόλουθων σχέσεων:

$$W_i = \sum_{t=1}^{N_m} W_t \quad (2.2.3\varepsilon-18)$$

$$W_t = \begin{cases} 1 & , \quad u_t < \frac{f_r}{f_r + f_i} \\ 0 & , \quad u_t \geq \frac{f_r}{f_r + f_i} \end{cases} \quad (2.2.3\varepsilon-19)$$

όπου W_i είναι η αξία του i -οστού ανεξάρτητου μέλους, N_m ο αριθμός των ανταγωνιστών, f_i είναι η αξία καταλληλότητας του i -οστού μέλους, f_r είναι η αξία καταλληλότητας του r -οστού ανταγωνιστή που ορίζεται σαν το ακέραιο μέρος της παράστασης $2ku+1$, όπου u ακολουθεί τη μοναδιαία κατανομή στο διάστημα $(0,1)$. Από τη σύγκριση προσδιορίζονται οι αξίες W_i κάθε ανεξάρτητου μέλους και κατηγοριοποιούνται με φθίνουσα σειρά. Από εκεί επιλέγονται τα πρώτα k διανύσματα που ορίζονται ως νέοι γονείς.

δ) Ακολουθεί η διαδικασία σταματήματος και ελέγχου. Αν ικανοποιηθεί το κριτήριο σταματήματος, ώστε τα k επιλεγόμενα διανύσματα της τελευταίας επανάληψης να έχουν περίπου τις ίδιες τιμές καταλληλότητας, τότε η λύση με την καλύτερη τιμή καταλληλότητας επιλέγεται για την υλοποίηση του μοντέλου, αλλιώς αν δεν πληρείται το κριτήριο σταματήματος γίνεται επανάληψη των βημάτων β και γ.

Ακολουθώντας έγινε η υλοποίηση του μοντέλου για το σύστημα της Ταϊβάν, όπου η προτεινόμενη μεθοδολογία δίνει 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 σημειώνουμε ότι για κάθε εποχή και κάθε τύπο μέρας -εργάσιμη ή Σάββατο ή Κυριακή- υπάρχει και διαφορετικό μοντέλο πρόβλεψης φορτίου.

2.2.3στ Ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου

Σ' αυτή τη μέθοδο περιλαμβάνονται τα ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου ARIMA(p,q), όπου ορίζονται μέσω των σχέσεων (2.2.3ε-2) και (2.2.3ε-3) και των ακόλουθων:

$$\phi(B) \cdot \nabla^d y(t) = \theta(B) \cdot a(t) \quad (2.2.3στ-1)$$

όπου

$$\nabla^d y(t) = (1 - B)^d \cdot y(t) \quad (2.2.3στ-2)$$

όπου $y(t)$, $a(t)$, θ_i , ϕ_i , όπως ορίστηκαν στην προηγούμενη παράγραφο. Με αυτήν τη μέθοδο προσεγγίζουμε μη στάσιμες χρονοσειρές φορτίου, οπότε είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν πιο εύκολα το πρόβλημα της πρόβλεψης.

Επίσης υπάρχει και μία βασική παραλλαγή των ολοκληρωμένων αυτοπαλινδρομικών μοντέλων κινούμενου μέσου όρου, όπου μπορούμε να εκφράσουμε δύο διαφορετικές

εποχικότητες. Συγκεκριμένα εφαρμόζονται οι ακόλουθες σχέσεις λαμβάνοντας υπόψη μας και τις (2.2.3ε-2), (2.2.3ε-3) και (2.2.3στ-2):

$$\phi(B) \cdot \Phi(B^s) \cdot \nabla^d \nabla_s^D y(t) = \theta(B) \cdot \Theta(B^s) \cdot a(t) \quad (2.2.3στ-3)$$

όπου

$$\nabla_s^D y(t) = (1 - B^s)^D \cdot y(t) \quad (2.2.3στ-4)$$

$$\Theta(B^s) = 1 - \Theta_1 \cdot B^s - \dots - \Theta_Q \cdot B^{Qs} \quad (2.2.3στ-5)$$

$$\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 \cdot B - \dots - \Phi_P \cdot B^{Ps} \quad (2.2.3στ-6)$$

Η μέθοδος μπορεί να επεκταθεί και σε παραπάνω εποχικότητες [A19].

Γενικότερα η μέθοδος αναφέρεται σε πλήθος άρθρων και ιδιαίτερα από τη δεκαετία του '90 είναι το κύριο στοιχείο σύγκρισης με τα νεότερα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων λόγω της πολύ καλής συμπεριφοράς του σε σχέση με τις υπόλοιπες κλασικές μεθοδολογίες και λόγω της κατανοητής μορφής του [A24].

2.2.3ζ Λοιπές παλινδρομικές και μη μέθοδοι

Εκτός από τις προηγούμενες μεθόδους υπάρχει ένα πλήθος παραλλαγών αυτών των μεθόδων, π.χ. αν εφαρμοστούν διάφορες τεχνικές μετασχηματισμού. 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 ή υβριδικές μορφές κλασικών μεθόδων.

Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε ένα ενδεικτικό παράδειγμα από την κάθε προαναφερθείσα κατηγορία, αν και η καθεμία παρουσιάζει τις ιδιαιτερότητές της και γι' αυτό δε συνηθίζονται.

Συγκεκριμένα μπορεί να εφαρμοστεί μία παλινδρομική μέθοδος πρόβλεψης της ημερήσιας αιχμής φορτίου κάνοντας χρήση τεχνικών μετασχηματισμού [A14]. Συγκεκριμένα το φορτίο εξαρτάται από τις καιρικές συνθήκες σημαντικά και υπάρχουν επίσης η ετήσια, η εποχιακή και η ημερήσια συνιστώσα του. Η αρχική μορφή του παλινδρομικού μοντέλου ήταν:

$$P = b_0 + \sum_{j=1}^m b_j X_j \quad (2.2.ζ-1)$$

όπου P είναι η αιχμή του φορτίου, b_j οι παράγοντες παλινδρόμησης, X_j οι εξωτερικές μεταβλητές που συσχετίζονται με P .

Επειδή όμως δεν υπάρχουν αρκετά δεδομένα για τις μεταβατικές περιόδους μεταξύ των εποχών, αποδείχθηκε ότι είναι προτιμότερο να πραγματοποιηθεί μία μετατροπή και μία μεταφορά & ανάκλαση των δεδομένων των εισόδων. Συγκεκριμένα χρησιμοποιώντας τα δεδομένα μίας εποχής ή ενός έτους -του προηγούμενου- διαμορφώνεται αρχικά η ακόλουθη μορφή του μοντέλου με τη χρήση της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων, όπου P_{prev} είναι η ημερήσια αιχμή της προηγούμενης μέρας, C σταθερά, $f_j(X_j)$ η συνάρτηση -συνήθως πολυωνυμική- με την οποία συσχετίζεται η μεταβλητή X_j -συνήθως μεταβλητή καιρού- και δ_j παράγοντας για την πραγματοποίηση της μεθόδου μεταφοράς και ανάκλασης:

$$P_{prev} = C + \sum_{j=1}^m f_j(X_j - \delta_j) \quad (2.2.3ζ-2)$$

Αν αγνοηθεί ο δ_j παράγοντας, προκύπτει η απλή μέθοδος της συνάρτησης μετασχηματισμού. Στη συνέχεια για το τρέχον έτος χρησιμοποιείται η ακόλουθη σχέση, όπου οι συντελεστές a_0 , a_j του μοντέλου πρόβλεψης προσδιορίζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετράγωνων με βάρη δίνοντας ιδιαίτερη βαρύτητα στα στοιχεία των τελευταίων ημερών:

$$P = a_0 + \sum_{j=1}^m a_j \cdot f_j(X_j - \delta_j) \quad (2.2.3\zeta-3)$$

Σε εφαρμογή χρησιμοποιήθηκαν η μέγιστη θερμοκρασία της μέρας, η μέση θερμοκρασία των δύο τελευταίων ημερών και η σχετική υγρασία της μέρας. Οι μέρες παρατήρησης είναι περίπου 20 που χρειάζονται και υπάρχει 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. Οπότε η τελική προτεινόμενη μέθοδος φανερά υπερτερεί έναντι των απλούστερων παλινδρομικών μοντέλων.

Ακόμη υπάρχει η μη παραμετρική παλινδρόμηση που βασίζεται σε εκτιμητές τύπου *Kernel* λαμβάνοντας υπόψη προηγούμενα φορτία, θερμοκρασίες, υγρασία -μελλοντικά ίσως και την ταχύτητα του ανέμου και την ελαστικότητα των ηλεκτρικών τιμών. Πραγματοποιείται μέσω συναρτήσεων της μορφής:

$$\hat{P}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \left[P_i \cdot \exp \left(- \sum_{j=1}^r \frac{(x_j - x_{ji})^2}{2h_j^2} \right) \right]}{\sum_{i=1}^n \left[\exp \left(- \sum_{j=1}^r \frac{(x_j - x_{ji})^2}{2h_j^2} \right) \right]} \quad (2.2.3\zeta-4)$$

όπου x_i είναι η μεταβλητή που συμμετέχει στην πρόβλεψη. Μέσω των παραμέτρων και ορισμένων τεχνικών εξομάλυνσης δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα με μέση απόλυτη τιμή σφάλματος 2,78% για ένα μεσαίου μεγέθους ηλεκτρικό σύστημα [A25].

Επίσης η πρόβλεψη του ωριαίου φορτίου για τις επόμενες 24 ώρες μπορεί να πραγματοποιηθεί με μία ντετερμινιστική προσέγγιση [A26]. Συγκεκριμένα μόνο για τις κανονικές εργάσιμες μέρες πραγματοποιείται μία κατηγοριοποίηση σε ομάδες στηριζόμενη στην ευκλίδεια απόσταση. Κάθε μέρα χωρίζεται σε 8 τρίωρα 0.00-3.00, 3.00-6.00 κτλ. και κάθε τρίωρο αντιμετωπίζεται χωριστά. Προς αντιμετώπιση του ετήσιου ρυθμού ανάπτυξης σε κάθε έτος ή εποχή υπάρχει κανονικοποίηση ως προς τη μέγιστη και την ελάχιστη ισχύ μέσω της σχέσης:

$$S_t = \frac{L_t - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \cdot 100\% \quad (2.2.3\zeta-5)$$

Στη συνέχεια, αφού γίνει η κατηγοριοποίηση για κάθε τρίωρο και λαμβάνοντας ανά περίπτωση τους τέσσερεις σημαντικότερους κλιματικούς παράγοντες -μέσω των *f-test* και των παραγόντων συσχέτισης-, οι οποίοι μπορεί να είναι η μέγιστη ημερήσια θερμοκρασία, η αντίστοιχη ελάχιστη ή η μέση, η θερμοκρασία του αέρα της περιόδου, η ξηρή θερμοκρασία, η βροχόπτωση, η υγρασία, η ταχύτητα του ανέμου, η ηλιοφάνεια κτλ., είναι σε θέση κανείς να προβλέψει για μία περιοχή των ίδιων κλιματικών συνθηκών την εικοσιτετράωρη συμπεριφορά μέσω των αντίστοιχων προβλέψεων των στοιχείων. Η πρόβλεψη γίνεται με τη μέθοδο της παρεμβολής μέσω της σχέσης:

$$F'(t) = K \cdot F(t) \pm E \quad (2.2.3\zeta-6)$$

όπου $F'(t)$ είναι το πραγματικό φορτίο κάθε ώρας, $F(t)$ το φορτίο βάσης της κάθε ώρας, K σταθερά που προσδιορίζεται ανά τρεις ώρες με βάση τα νέα δεδομένα και E το σφάλμα. 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 υπάρχουν και 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 [A10]. Αυτό το μοντέλο υλοποιήθηκε και λειτούργησε σε πραγματικό χρόνο στο κέντρο ελέγχου ενέργειας της εταιρείας ηλεκτρικής ενέργειας και αερίου Ειρηνικού -PG&E.

Αρχικά γίνεται η μοντελοποίηση καμπυλών φορτίου αργιών χρησιμοποιώντας δυαδικές μεταβλητές. Παράλληλα το μοντέλο θερμοκρασίας διαμορφώνεται με βάση τα όρια της περιοχής άνετης διαβίωσης και λαμβάνεται υπόψη η αβεβαιότητα της θερμοκρασίας. Η βασική μορφή του μοντέλου δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\begin{aligned} \hat{P}(i) = & a(d) + b_1(d) \cdot (i + 365 \cdot Y) + \sum_{k=1}^2 [b_2(d, k) \cdot \sin(k\theta) + b_3(d, k) \cdot \cos(k\theta)] + \sum_{l=1,3,7} b_4(d, l) \cdot P(i-l) + \\ & \sum_{l=0,1,7} [b_5(d, l) \cdot F_{d-l}^c(T_{i-l}) + b_6(d, l) \cdot F_{d-l}^h(T_{i-l})] + \sum_{k=1}^{60} b_7(k) \cdot I\{i = \text{hol}(k)\} \end{aligned} \quad (2.2.3\zeta-7)$$

όπου i είναι η μέρα που προβλέπεται, Y το έτος, d η μέρα της εβδομάδας ξεκινώντας με μονάδα τη Δευτέρα, θ ίσο με $2\pi/365$, l ο δείκτης των πρόσφατων περασμένων ημερών, $F_d^c(T_i)$ και $F_d^h(T_i)$ οι συναρτήσεις συσχέτισης της θερμοκρασίας T_i με το είδος d της μέρας της εβδομάδας για ψύχος και ζέστη αντίστοιχα, $\text{hol}(k)$ μέρα του χρόνου για τη k -οστή γιορτή, $I\{\}$ κατάλληλος δείκτης, $a(d)$, $b_j(d)$ παράμετροι του μοντέλου που υπολογίζονται αντίστοιχα με τη χρήση των σταθμισμένων ελαχίστων τετραγώνων.

Η επίδραση του σφάλματος πρόβλεψης των καιρικών συνθηκών στην πρόβλεψη φορτίου αμβλύνεται με τη χρήση της προτεινόμενης τεχνικής «ανάστροφου σφάλματος στις μεταβλητές». Το πρόβλημα της υποεκτίμησης της πρόβλεψης του φορτίου αιχμής αντιμετωπίζεται με το διαχωρισμό της πρόβλεψης της χρονικά εξαρτώμενης ημερήσιας αιχμής φορτίου και του μεγίστου των ωριαίων προβλέψεων φορτίου.

Συγχρόνως δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στη μέρα της Δευτέρας. Σε σύγκριση με παλαιότερο απλούστερο παλινδρομικό μοντέλο που χρησιμοποιούσε η εταιρεία υπήρξε βελτίωση που έφθανε μέχρι το 49%.

Επίσης μία άλλη μορφή συνεχούς αυτοπαλινδρομικού μοντέλου είναι η τύπου *Hilbert* για μη στάσιμες στοχαστικές χρονοσειρές βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου [A27]. Οι ισότητες στις οποίες στηρίζεται είναι οι αντίστοιχες της απλής παλινδρόμησης καταλληλά τροποποιημένες σύμφωνα με το μετασχηματισμό *Hilbert*. Μέσω της αντίστοιχης εφαρμογής της μεθόδου με 59 εβδομάδες ιστορικών δεδομένων σε δίκτυο μέσης τάσης προκύπτουν ικανοποιητικά αποτελέσματα με σφάλμα κάτω του 2% λόγω του μεγάλου πλήθους εβδομαδιαίων δεδομένων παρά την έλλειψη μετεωρολογικών δεδομένων.

Πάντως σε κάθε περίπτωση οι κλασικές μέθοδοι κάλυψαν, συνεχίζουν να καλύπτουν και θα αποτελέσουν τη βάση για την ανάπτυξη οποιοδήποτε νέων μεθόδων, αφού άλλωστε μέσω αυτών προσδιορίστηκαν οι μεταβλητές που επηρεάζουν τα ωριαία φορτία.

Στη συνέχεια θα μεταβούμε στις σύγχρονες μεθοδολογίες δίνοντας ιδιαίτερο βάρος στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και στο συνδυασμό της με την ασαφή λογική.

2.2.4 Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου στηριζόμενες στα νευρωνικά δίκτυα

Λόγω της υφής του προβλήματος της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, δηλαδή λόγω έλλειψης καθορισμένων μαθηματικών σχέσεων που προσδιορίζουν το ωριαίο φορτίο των επόμενων ωρών μέσω παραμέτρων που πολλές φορές δεν είναι πλήρως γνωστές, πχ. οι καιρικές συνθήκες, οδηγούμαστε στην έρευνα νέων μεθοδολογιών, όπως είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα διαφόρων μορφών.

Στην αρχή όμως της μελέτης αυτής της μεθοδολογίας λόγω μη ύπαρξης αυστηρών μαθηματικών μοντέλων -πχ. το πλήθος των νευρώνων είναι μεταβλητό- οδήγησε στην αποφυγή εφαρμογής της μεθόδου λόγω του φόβου για το μη καθορισμένο και το άγνωστο [A15], [A25]. 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 [A25].

Με την πειραματική εφαρμογή τους όμως ξεπεράστηκαν αυτοί οι δισταγμοί, με συνέπεια σήμερα πολλές εταιρίες ενέργειας να χρησιμοποιούν τέτοιους αλγόριθμους στα κέντρα ελέγχου ενέργειας.

Γενικότερα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν προγραμματίζονται, αλλά μαθαίνουν. Δε χρειάζεται να έχουμε πλήρως κατανοήσει ένα πρόβλημα έτσι, ώστε να αναπτύξουμε τα νευρωνικά δίκτυα. Στην επίλυση ενός προβλήματος, ένα σημαντικό πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων σε σχέση με τους ανθρώπους είναι ότι μπορούν να δουν πολυδιάστατα πρότυπα εισόδου, τα οποία μπορεί να μην έχουμε τη δυνατότητα να αναγνωρίσουμε λόγω του γεγονότος ότι έχουμε τρισδιάστατη άποψη του κόσμου. Η ικανότητα των δικτύων αυτών να μαθαίνουν σχέσεις μεταξύ των δεδομένων δίνει αυξημένες δυνατότητες για την επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο δεν μπορούν όμως να ερμηνεύσουν στο πώς έφτασαν στο συμπέρασμά τους, δηλαδή να εξηγήσουν πώς έχουν μάθει να αναγνωρίζουν ένα πρότυπο. Αυτό είναι ένα βασικό τους μειονέκτημα.

Επίσης ένα άλλο σημαντικό θέμα είναι η δημιουργία αποτελεσματικών συνόλων εκπαίδευσης. Πρέπει να έχουμε υπόψη ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι κατάλληλα για παρεμβολή -interpolation- και όχι για εξαγωγή συμπερασμάτων -extrapolation. Αυτό σημαίνει ότι τα σύνολα εκπαίδευσης πρέπει να αποτελούνται από τον πλήρη χώρο προτύπων, τα οποία χρειάζεται να ταξινομούνται -αναγνωρίζονται- σωστά κατά τη διάρκεια της εκμετάλλευσης του δικτύου.

Ακόμη πρέπει να τονίσουμε ότι ιδιαίτερη προσοχή πρέπει να δίνεται στην επιλογή του αριθμού των κρυφών στρωμάτων και των νευρώνων ανά στρώμα. Υπερβολικά πολλοί νευρώνες στα κρυφά στρώματα σ'ένα δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλών στρωμάτων μπορεί να οδηγήσει σε απομνημόνευση των συνόλων εκπαίδευσης με τον κίνδυνο της απώλειας της ικανότητας γενίκευσης. Από την άλλη μεριά, για ένα περίπλοκο πρόβλημα, η έλλειψη νευρώνων μπορεί να παρεμποδίζει την κατάλληλη ταξινόμηση των προτύπων. Η επιλογή της τοπολογίας του δικτύου και των συνόλων εκπαίδευσης εξαρτάται αρκετά από το ίδιο το πρόβλημα.

Τέλος υπάρχει και το ζήτημα του χρόνου εκπαίδευσης, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις εφαρμογών πραγματικού χρόνου, όπως είναι η πρόβλεψη φορτίου. Μπορεί να είναι μεγάλος λόγω της περίπλοκης τοπολογίας του δικτύου, είτε λόγω του μεγάλου αριθμού των προτύπων του συνόλου μάθησης, αλλά, όταν το δίκτυο εκπαιδευτεί, η ανταπόκρισή του είναι πολύ γρήγορη.

Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε εκείνες τις μορφές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που βρίσκουν εφαρμογή στην πρόβλεψη φορτίου, όπου έχουν σχεδόν απόλυτη κυριαρχία τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα με τις διάφορες μορφές του αλγορίθμου της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος -back propagation algorithm. Συγχρόνως θα γίνει λόγος για τα τέσσερα βασικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων που θίξαμε προηγουμένως.

2.2.4α Γενικά περί πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου

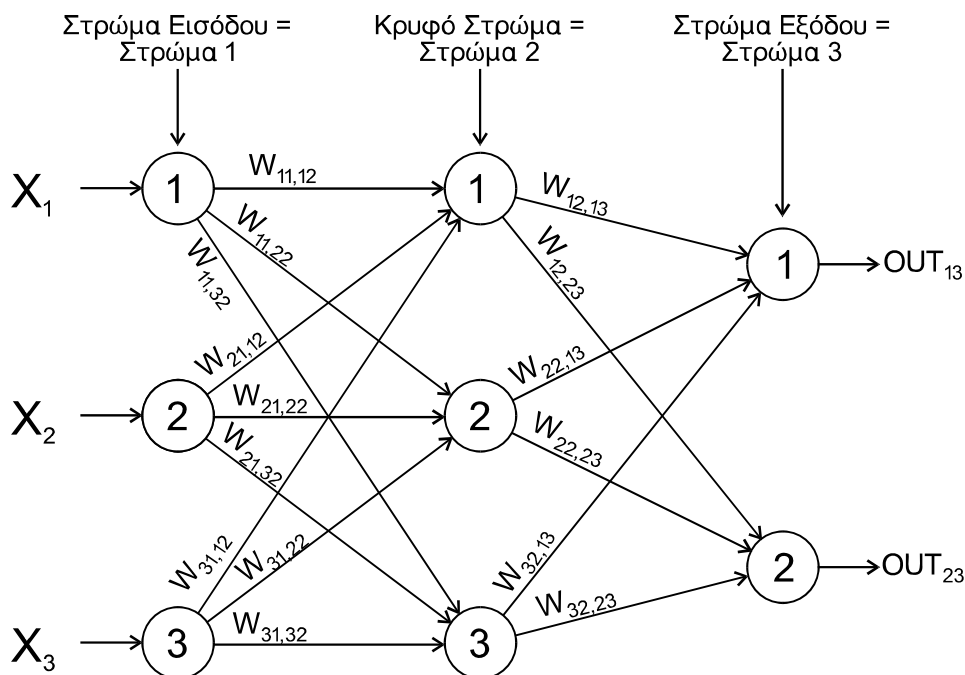
Όπως αναφέραμε και προηγουμένως, τα πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενα νευρωνικά δίκτυα είναι τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα ή αλλιώς πολλών στρωμάτων -multi layer perceptrons -MLPs. Είναι νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης που αποτελούνται από ένα στρώμα εισόδου -Input Layer-, ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα -Hidden Layers- και ένα στρώμα εξόδου -Output Layer. Κάθε στρώμα αποτελείται από νευρώνες και κάθε νευρώνας συνδέεται με τους νευρώνες του γειτονικού στρώματος με διαφορετικά βάρη.

Οι νευρώνες στο στρώμα εισόδου είναι παθητικοί, δηλαδή ο καθένας απλά μεταδίδει μία τιμή μέσω των διασυνδετικών βαρών στους κρυφούς νευρώνες. Οι κρυφοί νευρώνες και οι νευρώνες εξόδου επεξεργάζονται τις εισόδους τους σε δύο βήματα. Κάθε νευρώνας πολλαπλασιάζει κάθε είσοδο με το βάρος της, προσθέτει τα γινόμενα, και μετά περνάει το άθροισμα μέσω μιας συνάρτησης μεταφοράς (ενεργοποίησης), για να παράγει το αποτέλεσμα. Ευρέως χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής, η βηματική, η γραμμική, η αναρρίχησης και η γκαουσιανή. Συγκεντρωτικά παρουσιάζονται στον ακόλουθο πίνακα:

$f(x) = 1/(1 + e^{-ax})$ σιγμοειδής με πεδίο τιμών [0,1]	$f(x) = \tanh(x)$ σιγμοειδής με πεδίο τιμών [-1,1]	$f(x) = a \cdot x$ γραμμική
$f(x) = \begin{cases} a & , x \geq \gamma \\ b & , x < \gamma \end{cases}$ βηματική	$f(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{v}\right)$ γκαουσιανή	$f(x) = \begin{cases} \gamma & , x \geq \gamma \\ x & , x < \gamma \\ -\gamma & , x \leq -\gamma \end{cases}$ αναρρίχησης

Πίνακας 2.2.4α-1: Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε ένα πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο δομής 3-3-2.



Σχήμα 2.2.4α-1: Πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο 3-3-2

Στο προηγούμενο σχήμα το νευρωνικό δίκτυο διαθέτει 3 νευρώνες στο στρώμα εισόδου, 3 νευρώνες στο κρυφό στρώμα και 2 νευρώνες στο στρώμα εξόδου. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο συμβολίζεται και ως δίκτυο αρχιτεκτονικής 3-3-2 -από τους αντίστοιχους αριθμούς των νευρώνων στο στρώμα εισόδου, στο κρυφό και στο στρώμα εξόδου. Έχει $3 \times 3 = 9$ συνδέσεις μεταξύ των 3 νευρώνων εισόδου και των 3 κρυφών νευρώνων και $3 \times 2 = 6$ συνδέσεις μεταξύ των 3 κρυφών νευρώνων και των 2 νευρώνων εξόδου. Συνολικά το δίκτυο έχει 15 συνδέσεις. Σε κάθε σύνδεση αντιστοιχεί και μία τιμή βάρους $w_{pj,ki}$ που ενώνει το νευρώνα p του στρώματος j με το νευρώνα k του στρώματος i .

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση - ρύθμιση των βαρών- ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου. Όμως δεν υπάρχει τρόπος για να προσδιοριστεί εκ των προτέρων ποια μέθοδος μάθησης λειτουργεί καλύτερα σε μία συγκεκριμένη εφαρμογή. Ωστόσο ένας από του βασικότερους τρόπους είναι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος -back propagation-, ο οποίος δίνει καλά αποτελέσματα για ένα μεγάλο πλήθος διαφορετικών προβλημάτων. Είναι ουσιαστικά μία μέθοδος επαναληπτικής ρύθμισης των βαρών μέχρι να επιτευχθεί η επιθυμητή ακρίβεια. Στηρίζεται σε μία μέθοδο βελτιστοποίησης -όπως είναι η μέθοδος ελαχιστοποίησης με χρήση του γενικευμένου κανόνα δέλτα- που εφαρμόζεται σε μία συνάρτηση σφάλματος, όπως είναι το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων.

Ακόμη συμμετέχουν σε πολλές περιπτώσεις στον τελικό προσδιορισμό των βαρών ο ρυθμός μάθησης -ελέγχει το ρυθμό με τον οποίο τα υπολογιζόμενα σφάλματα αλλάζουν τα βάρη του δικτύου- και ο συντελεστής ορμής -που επιτρέπει την αξιοποίηση της πληροφορίας από προηγούμενες τιμές σφάλματος, κατά τη διαδικασία ενημέρωσης των βαρών στη διάρκεια μίας ανακύκλωσης βοηθώντας πρακτικά στην αποφυγή εγκλωβισμού σε τοπικό ελάχιστο όντας σχεδόν πάντοτε μικρότερος από το ρυθμό μάθησης. Η αναδρομική διαδικασία εκπαίδευσης εκτελείται μέχρι να επιτευχθεί ικανοποιητική πρόβλεψη των τιμών εξόδου επιτηρώντας το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων ή το μέγιστο σφάλμα ή και των δύο. Η διαδικασία εκπαίδευσης σταματάει, όταν η τιμή του σφάλματος είναι μικρότερη από μία ορισμένη ανοχή, η τιμή της οποίας εξαρτάται από το πρόβλημα και είναι δυνατό να επιτευχθεί ή να μην επιτευχθεί η ανοχή αυτή.

2.2.4β Εφαρμογές πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου

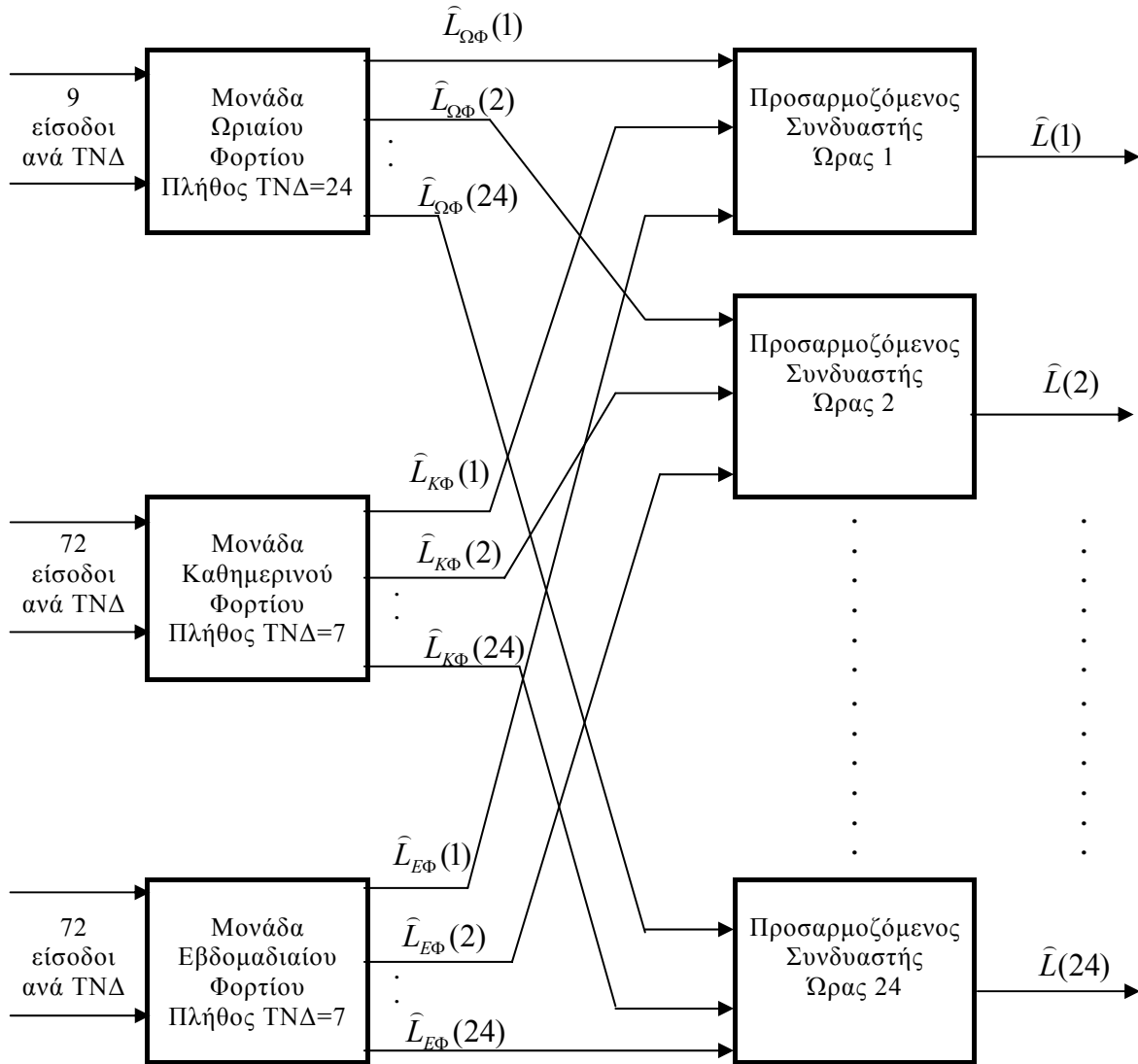
Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε ορισμένες χαρακτηριστικές εφαρμογές των πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας.

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- [A12], [A28], [A29].

Συγκεκριμένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται στην πράξη από το 1992 στον Καναδά και στις Η.Π.Α. [A28]. 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

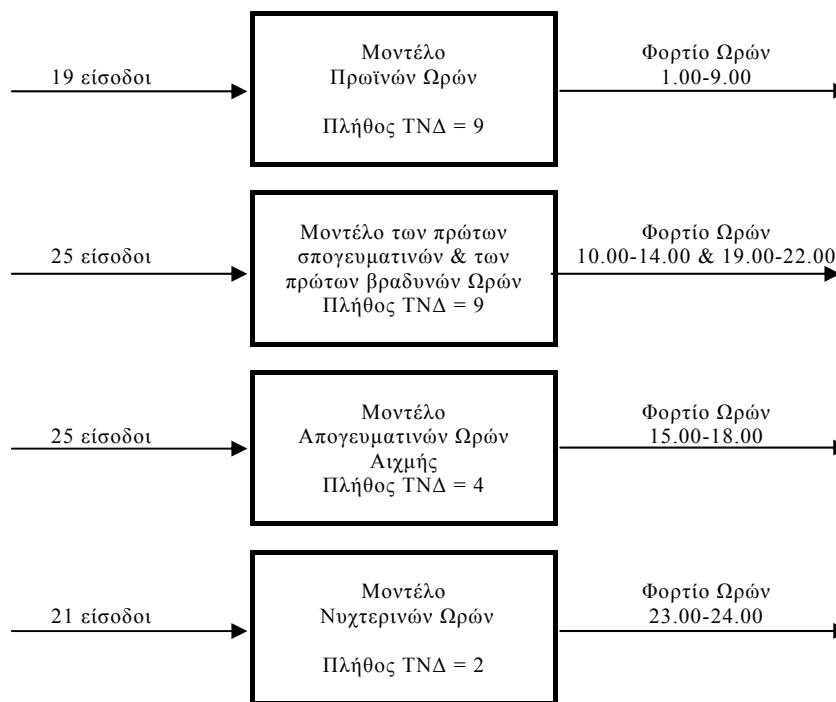
σχετικής υγρασίας για τη συγκεκριμένη μέρα και για τον τύπο της μέρας. Η βασική μορφή του παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα.



Σχήμα 2.2.4β-1: Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου 1^{ης} γενιάς

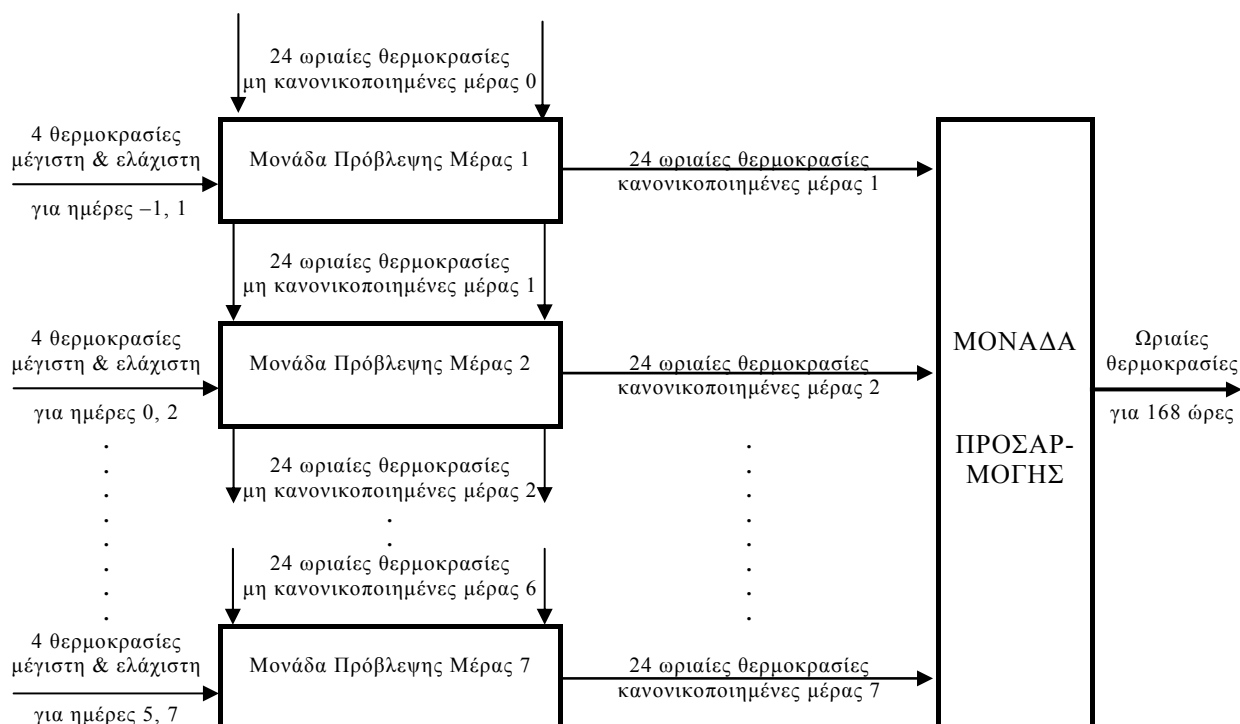
Με αυτό το μοντέλο γινόταν αλληλοεπικάλυψη δεδομένων, γι'αυτό προτάθηκε κατηγοριοποίηση των ωρών της ημέρας -για Η.Π.Α. προέκυψαν τέσσερις κατηγορίες: 1.00-9.00, 10.00-14.00, 19.00-22.00, 15.00-18.00, 23.00-24.00. Για κάθε κατηγορία λήφθηκαν χωριστά το φορτίο, η θερμοκρασία, η σχετική υγρασία των δύο τελευταίων ημερών, προ 7 ημερών και οι προβλέψεις της θερμοκρασίας και της υγρασίας για την επόμενη μέρα, το είδος της μέρας. Σε κάθε κατηγορία προστέθηκαν επιμέρους στοιχεία ανάλογα με τα βάρη τους που μπορεί να είναι ένα μεταβαλλόμενο πλήθος ωριαίων θερμοκρασιών ή φορτίων προηγούμενων ωρών ή των αντίστοιχων ωρών προηγούμενων ημερών. Τα αποτελέσματα βελτιώθηκαν όχι μόνο ως προς την ακρίβεια, αλλά και ως προς την ταχύτητα υπολογισμού τους. Επίσης οι θερμοκρασίες προσδιορίζονται μέσω πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου με προς τα πίσω διάδοση 28 εισόδων και 24 εξόδων. Αντίστοιχα προκύπτουν και οι σχετικές υγρασίες. Κατά τη διάρκεια λειτουργίας του δικτύου υπάρχει βελτίωση των βαρών μέσω κατάλληλου μηχανισμού του νευρωνικού δικτύου πραγματοποιώντας μία μικρή εκπαίδευση με τα πιο πρόσφατα δεδομένα.

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε το αντίστοιχο μοντέλο δεύτερης γενιάς.



Σχήμα 2.2.4β-2: Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου 2^{ης} γενιάς για μία μέρα

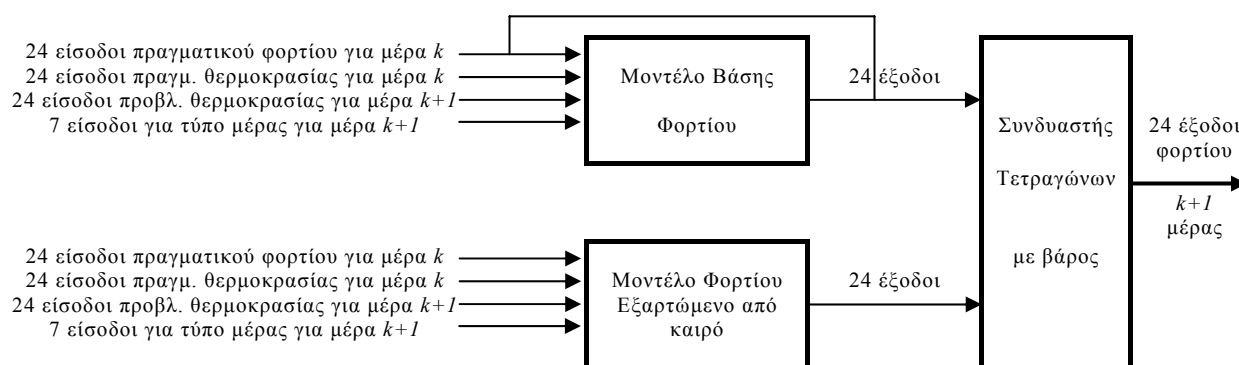
Πέρα όμως από την πρόβλεψη του φορτίου γίνεται και η αντίστοιχη πρόβλεψη της θερμοκρασίας με τη βοήθεια ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, όπου οι 28 είσοδοι κάθε μονάδας για μία μέρα είναι οι 24 ωριαίες θερμοκρασίες, η μέγιστη και η ελάχιστη θερμοκρασία της μέρας υπό πρόβλεψη, η μέγιστη και η ελάχιστη της μέρας προ 48 ωρών. Ως έξοδους λαμβάνονται 24 ωριαίες προβλέψεις 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.



Σχήμα 2.2.4β-3: Πολυεπίπεδο ΤΝΔ βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης θερμοκρασίας μίας εβδομάδας

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 [A12], 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 βασική δομή του είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.2.4β-4: Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου 3^{ης} γενιάς

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 -βλέπετε και σχέση 2.2.1-4. Πέρα τούτου οι διακοπές και οι ειδικές μέρες αντιμετωπίζονται με τον αλγόριθμο “Reza”, όπου μέσω γραμμικών παρεμβολών και προσδιορίζοντας τις τιμές 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.

Σύμφωνα με τα όσα αναφέρονται στο [A24] η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου επιδρά στην ενεργειακή διαχείριση του φορτίου. Η μη γραμμικότητα μεταξύ εισόδων και εξόδων, η συσχέτιση ανάμεσα στις μεταβλητές εισόδου περιορίζει τον αριθμό τους και κυρίως αυτά τα μοντέλα δεν είναι ιδιαίτερα εύκαμπτα στις γρήγορες μεταβολές των φορτίων. Εξαιτίας τούτων στην εταιρεία PG&E -εταιρεία ηλεκτρισμού και φυσικού αερίου Ειρηνικού- αναπτύχθηκε τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο, το οποίο εκπαιδεύεται με τον αλγόριθμο της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος έχοντας 77 εισόδους, 24 κρυμμένους νευρώνες και 24 εξόδους έτσι, ώστε να είναι δυνατή η αντιμετώπιση ειδικών γεγονότων βελτιώνοντας συγχρόνως τις προβλέψεις για τις υπόλοιπες ώρες της μέρας. Οι εισοδοί είναι: δύο μεταβλητές προσδιορισμού της εποχικότητας της υπό πρόβλεψη μέρας με τη χρήση ζεύγους περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi t/365), \sin(2\pi t/365)$), οι μέγιστες και ελάχιστες θερμοκρασίες έξι περιοχών, οι μέσες μέγιστες και ελάχιστες θερμοκρασίες των αντίστοιχων περιοχών για την τρέχουσα μέρα και προ μίας εβδομάδας, οι αντίστοιχες μέγιστες μεταβολές σε μία μέρα, τα ισοδύναμα πλήθη ψυχρών και θερμών

θερμοκρασιακών ημερών, τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων ημερών και η μέση τιμή του φορτίου της περασμένης εβδομάδας. Δοκιμάστηκαν και άλλες παράμετροι, όπως η υγρασία και η ηλιοφάνεια, αλλά είχαν μικρή επίδραση στο συγκεκριμένο σύστημα, γι' αυτό δεν χρησιμοποιήθηκαν, όπως επίσης δε λήφθηκε υπόψη η ανάπτυξη του φορτίου λόγω της ιδιόμορφης εξέλιξης της ανάπτυξης της εταιρείας. Ωστόσο αντιμετωπίζεται το πρόβλημα της διαφοροποίησης ανάμεσα στις διακοπές και στις κανονικές μέρες της εβδομάδας.

Η χρονική διάρκεια της πρόβλεψης εκτείνεται σε ορίζοντα μίας εβδομάδας. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν εκτείνονταν σε επίπεδο ενός έτους και όχι σε λίγες εβδομάδες, διότι τα τελευταία δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα για εκτελέσεις μεγάλων χρονικών διαστημάτων. Από υλοποίηση του δικτύου και εκτέλεση του αντίστοιχου προγράμματος λαμβάνουμε την ημερήσια εβδομαδιαία πρόβλεψη με ακρίβεια γύρω στο $2,0 \pm 0,2\%$.

Άλλες εταιρείες, όπως η Florida Power & Light Company [A30], 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 προσδιορίζοντας ανά περιοχή την τιμή και βλέποντας την αντίστοιχη εξέλιξη. Το φορτίο της επόμενης μέρας προσδιορίζεται από τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με 3 κρυμμένους νευρώνες, 5 ως 15 εισόδους - ανάλογα με το είδος της ημέρας που θεωρείται σταθερό ανά εποχή. Οι βασικές μεταβλητές είναι οι προβλέψεις των θερμοκρασιών, το αντίστοιχο ωριαίο φορτίο της προηγούμενης μέρας, η μέγιστη και η ελάχιστη της παρούσας και της προηγούμενης μέρας.

Η προσαρμογή των δεδομένων γίνεται σε ημερήσιο, εβδομαδιαίο και μηνιαίο επίπεδο στηριζόμενοι στο νόμο των ελαχίστων τετραγώνων χρησιμοποιώντας το σύνολο της επανεκπαίδευσης που ορίζεται από τα νέα δεδομένα που συγκεντρώνονται με την πάροδο του χρόνου. Παραδείγματος χάρη σε ημερήσιο επίπεδο για τη δεύτερη μέρα πρόβλεψης, αφού έχει ολοκληρωθεί και έχει εξαντληθεί χρονικά, επιτρέπονται μικροδιορθώσεις των βαρών με βάση την απόσταση των πραγματικών και των προβλεπόμενων φορτίων της πρώτης μέρας που προσδιορίστηκε αρχικά.

Επίσης υπάρχει και ειδική μεταχείριση των αργιών. Συγκεκριμένα γι' αυτές λαμβάνουμε δεδομένα για πέντε έτη έναντι των δύο που χρειάζονται για τις κανονικές μέρες. Αντίστοιχα συμβαίνει και για τις μέρες μεγάλου ψύχους ή ζέστης, δηλαδή ακραίων καιρικών συνθηκών. Η απόδοση του νευρωνικού δικτύου είναι καλύτερη από την αντίστοιχη των παλαιότερων μοντέλων που βασίζονταν στις χρονοσειρές και σε ένα μεγαλύτερο πλήθος μεταβλητών και ιδιαίτερα στις ειδικές μέρες.

Τέλος ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή των πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για το ελληνικό ηπειρωτικό σύστημα [A31], [Δ2], όπου ως εισόδους έχουμε τα ωριαία φορτία της σημερινής και της χθεςινής μέρας, τη μέγιστη και την 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. Ακόμη ως δεδομένα δίνεται για τη μέρα της εβδομάδας δυαδικός επταψήφιος αριθμός -παραδείγματος χάρη για την Τρίτη είναι 0100000-, ενώ για την εποχικότητα της μέρας χρησιμοποιείται το ζεύγος περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi t/365), \sin(2\pi t/365)$). Επίσης η μέρα της εβδομάδας 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.

Λαμβάνεται ιδιαίτερη μέριμνα για τις γιορτές και ειδικά αν είναι διαδοχικές. Αυτό ήταν ένα σοβαρό πρόβλημα στις προβλέψεις φορτίου που λύθηκε με 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 και έπονται της μέρας πρόβλεψης. Συγκεκριμένα κατά την πρόβλεψη φορτίου εορτών $\bar{L}_{holiday}$ θεωρούμε

ότι αποτελείται από δύο συνιστώσες: μία συνιστώσα κανονικής μέρας $\bar{L}_{normal}$ και μία διόρθωση της επίδρασης της εορτής $\Delta\bar{L}_{holiday}$, οπότε ισχύει ότι:

$$\bar{L}_{holiday} = \bar{L}_{normal} - \Delta\bar{L}_{holiday} \quad (2.2.4\beta-1)$$

Όταν στο δiάνυσμα εισόδου του νευρωνικού δικτύου υπάρχουν φορτία εορτών, τότε αυξάνονται κατά ένα διορθωτικό όρο επίδρασης της εορτής, πριν τροφοδοτηθούν στο δίκτυο. Συνεπώς η απεικόνιση εισόδου/εξόδου του δικτύου, το οποίο είναι εκπαιδευμένο για πρόβλεψη με δεδομένα κανονικών ημερών, θα είναι της μορφής:

$$\bar{L}_{normal} = N(\bar{X} + \Delta\bar{X}_{holiday}) \quad (2.2.4\beta-2)$$

όπου $\bar{X}$ είναι το δiάνυσμα εισόδου του δικτύου με ιστορικά δεδομένα φορτίου και θερμοκρασίας και $\Delta\bar{X}_{holiday}$ η διόρθωση επίδρασης εορτής για το δiάνυσμα εισόδου, που επηρεάζεται μόνο από τους όρους που σχετίζονται με τα φορτία των εορτών. Η διόρθωση επίδρασης εορτής υπολογίζεται ξανά χρησιμοποιώντας ιστορικά δεδομένα προηγούμενων ετών για την υπό εξέταση εορτή. Αν $\bar{L}_1$ και $\bar{L}_2$ είναι τα σημερινά και τα χθεσινά φορτία, $\bar{T}$ είναι οι θερμοκρασιακές μεταβλητές εισόδου, τότε το δiάνυσμα εισόδου $\bar{X}$ είναι ίσο με:

$$\bar{X} = [\bar{L}_1, \bar{L}_2, \bar{T}] \quad (2.2.4\beta-3)$$

Αν σήμερα είναι η μέρα γιορτής, ενώ χθες ήταν εργάσιμη, τότε η διόρθωση επίδρασης εορτής για το δiάνυσμα εισόδου θα είναι το εξής:

$$\Delta\bar{X}_{holiday} = [\Delta\bar{L}_{1,holiday}, 0, 0] \quad (2.2.4\beta-3)$$

όπου

$$\Delta\bar{L}_{1,holiday} = \frac{1}{m} \cdot \sum_{i=1}^m [N(X_1^i) - L_1^i] \quad (2.2.4\beta-4)$$

με $\{(X_1^i / L_1^i), i=1, m\}$ είναι τα ιστορικά δεδομένα εισόδου/εξόδου των m περασμένων ετών για την υπό εξέταση εορτή.

Αν υπάρξουν πολλές συνεχόμενες εορτές, τότε η διαδικασία πρέπει να επαναληφθεί μέχρι να προσδιοριστεί ένα πρότυπο εισόδου/εξόδου (X_i, L_i) με όλα τα φορτία εισόδου από κανονικές μέρες. 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.

Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος αυξάνεται από 2,35% για την πρώτη μέρα σε 4,00% για την έβδομη μέρα της εβδομάδας, αλλά θεωρείται αρκετά ικανοποιητική η συμπεριφορά της σε σχέση με τα γραμμικά κλασικά μοντέλα μειώνοντάς το άνω του 30%.

Από το παραπάνω δίκτυο προέκυψε μία ενδιαφέρουσα παραλλαγή για αυτόνομα συστήματα, όπως της Κρήτης [A32], όπου το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει 64 εισόδους - ωριαία φορτία, μέγιστη και ελάχιστη θερμοκρασία τρέχουσας και προηγούμενης μέρας, αντίστοιχες θερμοκρασιακές προβλέψεις επόμενης μέρας, η διασπορά της μέγιστης θερμοκρασίας της τρέχουσας μέρας και της επόμενης σε σχέση με τις θερμοκρασίες κατωφλιού ψύξης και θέρμανσης -17°C και 26°C-, μεταβολή της μέγιστης θερμοκρασίας, έκφραση της μέρας του έτους μέσω του ζεύγους συναρτήσεων ($\cos(2\pi n/365), \sin(2\pi n/365)$) και η μέρα της εβδομάδας με επταψήφιο δυαδικό αριθμό. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι

η υπερβολική εφαπτομένη, το πλήθος των κρυφών επιπέδων είναι ένα και ο αριθμός των νευρωνίων είναι 48, δηλαδή η υπόλοιπη δομή του δικτύου παραμένει ίδια με του [A31].

Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ανάπτυξη της μεθοδολογίας πρόβλεψης φορτίου, αν δεν έχουν ολοκληρωθεί οι μετρήσεις της τρέχουσας μέρας. Το σημαντικότερο σημείο είναι όμως ο έλεγχος των στοιχείων που χρησιμοποιούνται μέσω διαδικασίας κανονικοποίησης των φορτίων και σύγκρισης με τις τυπικές μέρες, ώστε να αντιμετωπιστούν οι πιθανές εσφαλμένες μετρήσεις. Ιδιαίτερα για το δίκτυο της Κρήτης οι διορθώσεις έφθασαν το 2,5% των δεδομένων. Αν χρησιμοποιηθούν τόσο στην εκπαίδευση, όσο και στην πρόβλεψη προεπεξεργασμένα δεδομένα, τότε το σφάλμα της πρόβλεψης φθάνει στο 1,86%. Ως προς τις αργίες εφαρμόζεται η μεθοδολογία του [A31].

Συγκεντρωτικά θα μπορούσαμε να συμπεράνουμε 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 πολλές φορές απλούς αλγορίθμους διόρθωσης ειδικών περιπτώσεων, είτε πρόκειται για μη ομαλές μέρες, πχ. αργίες κτλ., είτε για εσφαλμένες μετρήσεις. Ωστόσο πρέπει να μελετήσουμε και τις υπόλοιπες μορφές νευρωνικών δικτύων, όπου κυριαρχούν από τη μία πλευρά τα ανατροφοδοτούμενα πολυεπίπεδα, ενώ γίνεται και λόγος για ειδικές μορφές αυτοοργανομούμενων δικτύων.

2.2.4γ Εφαρμογές ανατροφοδοτούμενων πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου

Επειδή το υπό πρόβλεψη ωριαίο φορτίο εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από τα φορτία των προηγούμενων ωρών, οπότε είναι αναγκαίο να θυμάται εν μέρει την πρόσφατη ιστορία, τέθηκε το πρόβλημα της δημιουργίας ανατροφοδοτούμενων πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων.

Συγκεκριμένα μπορούν να θεωρηθούν ως ένα είδος μη γραμμικού κινούμενου μέσου όρου αυτοπαλινδρομικού μοντέλου [A33]. Συγκεκριμένα η κλασική μέθοδος είναι η γενική μορφή των μοντέλων ARMA(p,q) με:

$$x_t = \sum_{i=1}^p \phi \cdot x_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta \cdot e_{t-j} + e_t \quad (2.2.4\gamma-1)$$

Από την άλλη μεριά σχηματίζεται ένα ειδικής μορφής ανατροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο που στηρίζεται στην ακόλουθη σχέση:

$$\hat{x}_t = \sum_{i=1}^I W_i \cdot f \left(\sum_{j=1}^p w_{ij} \cdot x_{t-j} + \sum_{j=1}^q w'_{ij} \cdot (x_{t-j} - \hat{x}_{t-j}) \right) \quad (2.2.4\gamma-2)$$

Ουσιαστικά η ανατροφοδότηση γίνεται από το στρώμα εξόδου προς το στρώμα εισόδου. Δημιουργούνται για κάθε μέρα της εβδομάδας ένα νευρωνικό δίκτυο -Τετάρτη, Πέμπτη και Παρασκευή ταυτίζονται, οπότε ο συνολικός αριθμός είναι 5. Δημιουργείται ένα διάνυσμα πρόβλεψης, του οποίου η βασική μορφή του είναι:

$$l_t(k) = \xi_t(k-7) + f_t(l_t(k-7), \xi_t(k-7), \hat{T}_t(k), T_g(k-1), t, d, y) \quad (2.2.4\gamma-3)$$

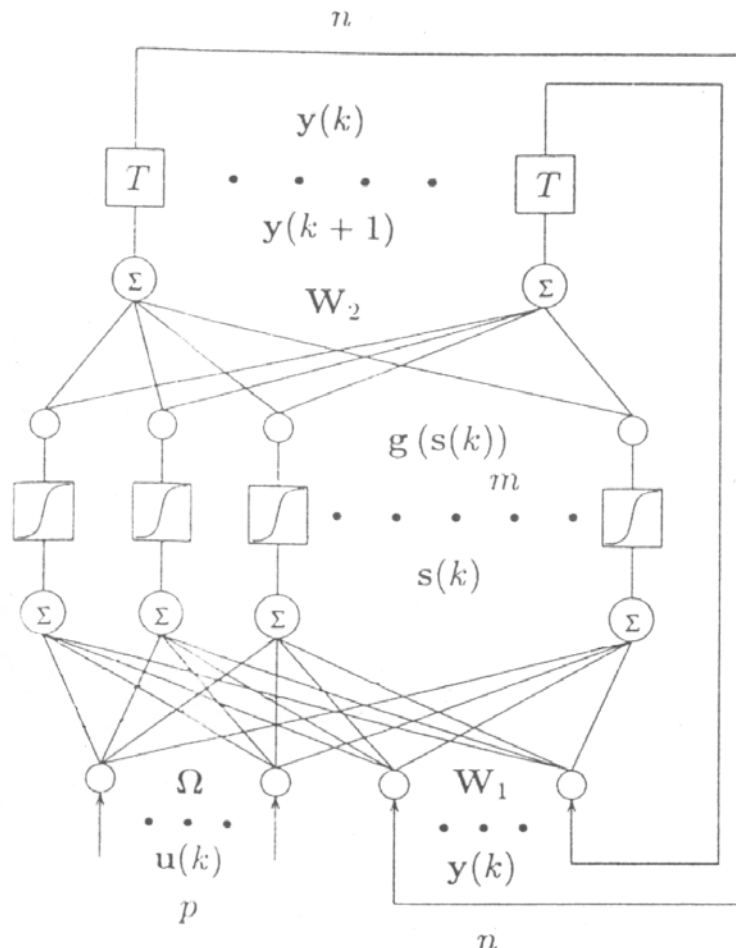
με 3-4 νευρώνες στο μοναδικό κρυμμένο επίπεδο. Πιο αποδοτικό μοντέλο αποδείχθηκε της μορφής:

$$l_t(k) = \xi_t(k) + f_t(l_t(k-1), \xi_t(k-1), \hat{T}_t(k), T_g(k-1), d, y) \quad (2.2.4\gamma-4)$$

όπου $f()$ είναι η μη γραμμική συνάρτηση, $l_t(k)$ το φορτίο την ώρα t και τη μέρα k , T η θερμοκρασία, $\hat{T}$ η προβλεπόμενη θερμοκρασία, d το είδος της μέρας της εβδομάδας, y το έτος από το οποίο λαμβάνονται τα δεδομένα. Σ' αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ένα δίκτυο για κάθε μέρα με 3-4 νευρώνες στο κρυφό επίπεδο.

Επίσης η απόδοσή του σε σχέση με το απλό πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ποικίλει, άλλες χρονιές υπερτερεί το ένα και άλλες το άλλο μοντέλο. Η γενική παρατήρηση είναι ότι το εμπρόσθιο αποδίδει καλύτερα όσο οι χρησιμοποιούμενες χρονοσειρές πλησιάζουν πολύ τις αντίστοιχες τις ομάδες εκπαίδευσης. Το πότε θα παρουσιασθεί η ανωτερότητα του ανατροφοδοτούμενου εξαρτάται από τις χρονοσειρές που εφαρμόζονται. Σε κάθε περίπτωση η απόδοσή του θα εξαρτηθεί από την τελική επιλογή του δικτύου.

Το ανατροφοδοτούμενο πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος στο [A34] επιτρέπει την πρόβλεψη φορτίου για μία εβδομάδα λαμβάνοντας υπόψη ωριαία φορτία, μέγιστη, ελάχιστη, μέση και ωριαίες θερμοκρασίες, υγρασίες, ταχύτητες ανέμου και συνθήκες ηλιοφάνειας μέσω ενός κρυμμένου επιπέδου με κατάλληλο αριθμό νευρώνων και με χρήση παντού σιγμοειδών συναρτήσεων ενεργοποίησης. Χρησιμοποιούνται δεδομένα των δύο τελευταίων εβδομάδων με μειονέκτημα να μη λαμβάνει υπόψη του τα κρύα ή τα θερμά κύματα, τις μεταβολές των εποχών. Στη συνέχεια ακολουθεί η βασική δομή του ανατροφοδοτούμενου δικτύου.



Σχήμα 2.2.4γ-1: Ανατροφοδοτούμενο πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Πάντως σε κάθε περίπτωση έχουμε ότι με ανατροφοδοτούμενο δίκτυο βελτιώνεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και η διασπορά του από 2,567% και 2,069% σε 2,024% και 1,856% αντίστοιχα έχοντας ως αρχικά δεδομένα τα ωριαία φορτία του προηγούμενου

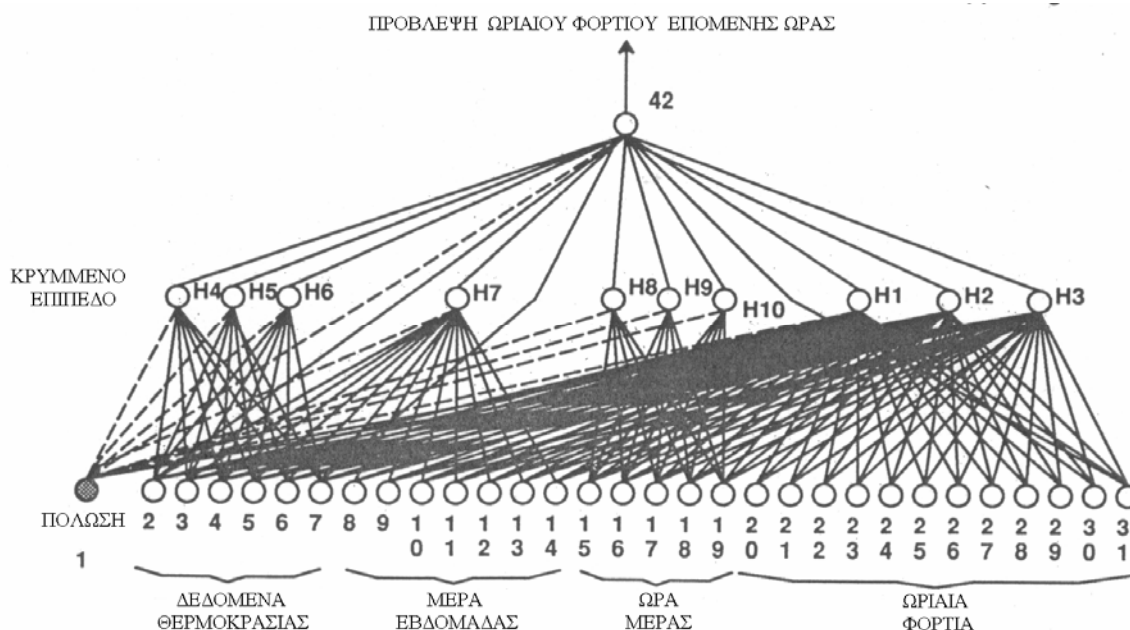
εικοσιτετράωρου, το δείκτη της ώρας, τον τύπο της μέρας, τη μέση τιμή της μέγιστης και της ελάχιστης θερμοκρασίας της προβλεπόμενης και της τρέχουσας μέρας για το δίκτυο της Νοτίου Αφρικής. Για άλλα κράτη μπορεί να επιλεγεί άλλο πλήθος μεταβλητών.

2.2.4δ Λοιπές μορφές τεχνητών νευρωνικών δικτύων βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου

Πέρα από τα πλήρη πολυεπίπεδα και ανατροφοδοτούμενα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν δοκιμασθεί και μη πλήρη δίκτυα, μέσω των οποίων επιδιώκεται η μείωση του χρόνου εκπαίδευσης και ο κίνδυνος της αποστήθισης.

Συγκεκριμένα υπάρχει στο [A35] το μη πλήρες πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με αλγόριθμο εκπαίδευσης της προς τα πίσω διάδοσης. Υπάρχουν 30 εισόδοι, οι οποίοι περιλαμβάνουν τη μέση θερμοκρασία των τριών τελευταίων ημερών, την ωριαία θερμοκρασία των τριών τελευταίων ωρών της τρέχουσας μέρας, τα ωριαία φορτία των τριών τελευταίων ωρών της τρέχουσας, της προηγούμενης μέρας και τα αντίστοιχα της προηγούμενης εβδομάδας, τα είδη της μέρας και της ώρας με τις αντίστοιχες δυαδικές μεταβλητές. Ως έξοδος λαμβάνεται το φορτίο της επόμενης ώρας.

Για να προσαρμόζεται εύκολα το μοντέλο και να μειωθεί ο χρόνος εκτέλεσης προτάθηκε η μερική σύνδεση των κρυμμένων κόμβων με τις εισόδους, όπως φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα, εφαρμόζοντας τη σιγμοειδή συνάρτηση. Μ' αυτόν τον τρόπο συσχετίζονται σχεδόν χωριστά οι ομάδες πληροφόρησης -θερμοκρασίες, μέρα εβδομάδας, ώρα μέρας και ωριαία φορτία. Μόνο οι νευρώνες που αντιστοιχούν στα ωριαία φορτία τροφοδοτούνται και από όλες τις εισόδους.



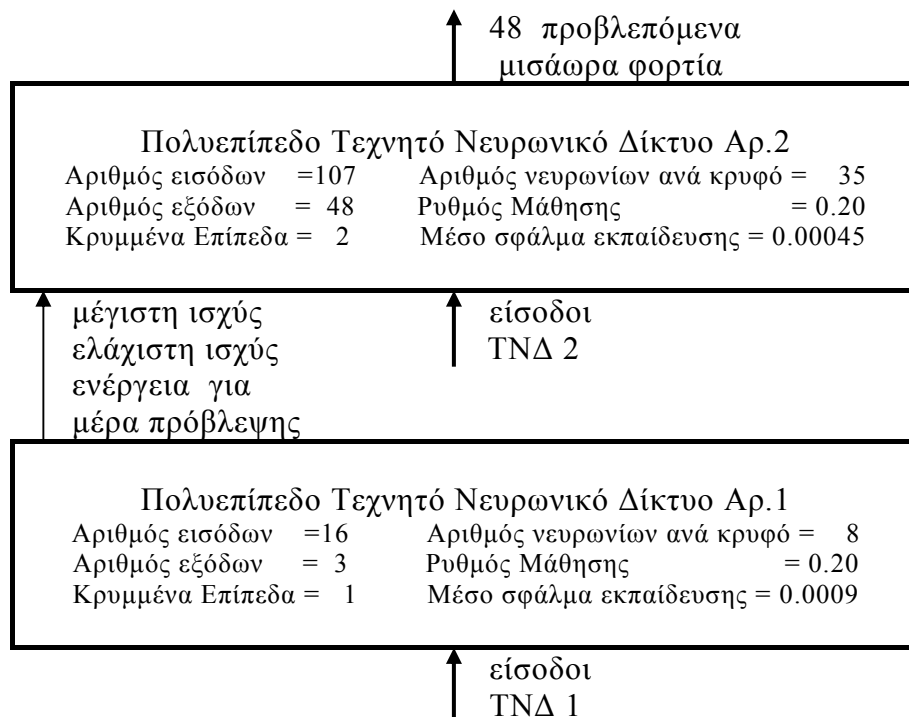
Σχήμα 2.2.4δ-1: Μερικώς συνδεδεμένο πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος για διάφορες εκτελέσεις κυμαίνεται ανάμεσα στο 1,15% και 1,22% αρκετά μικρότερη από την αντίστοιχη του ARIMA μοντέλου εφαρμόζοντας τη μέθοδο Box-Jenkins που χρησιμοποιεί τα φορτία των τριών τελευταίων εβδομάδων που πλησιάζει ακόμη και το 10%. Επίσης σε σχέση με το πλήρες νευρωνικό δίκτυο, θα υπήρχε 32% μικρότερο σφάλμα ως προς την αιχμή και 18% μικρότερο σφάλμα ως προς τη μέση τιμή, δηλαδή υπάρχει σημαντική βελτίωση.

Ωστόσο το βασικό πρόβλημα είναι ότι για τον προσδιορισμό της ωριαίας φόρτισης χρειάζονται πολλά δεδομένα για έναν αλγόριθμο που εφαρμόζεται σε πραγματικό χρόνο.

Επίσης η δομή του δικτύου έχει προκύψει με τη βοήθεια ενός μεγάλου αριθμού δοκιμών, τόσο ως προς το πλήθος των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, όσο και ως προς τον τρόπο σύνδεσής τους με τις εισόδους. Δηλαδή η κατασκευή του χρειάζεται σημαντικά μεγαλύτερο χρόνο και κόπο από ένα απλό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο.

Εκτός από την περίπτωση μη πλήρους ως προς σύνδεση πολυεπίπεδων δικτύων, υπάρχουν και εκείνα που δημιουργούνται από ένα συνδυασμό διαδοχικών δικτύων [A36], ουσιαστικά είναι η απλούστερη μορφή υβριδικού νευρωνικού δικτύου, αφού αποτελείται από δύο πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα που το πρώτο τροφοδοτεί μέρος των εισόδων του δευτέρου. Αυτή η δομή φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα:



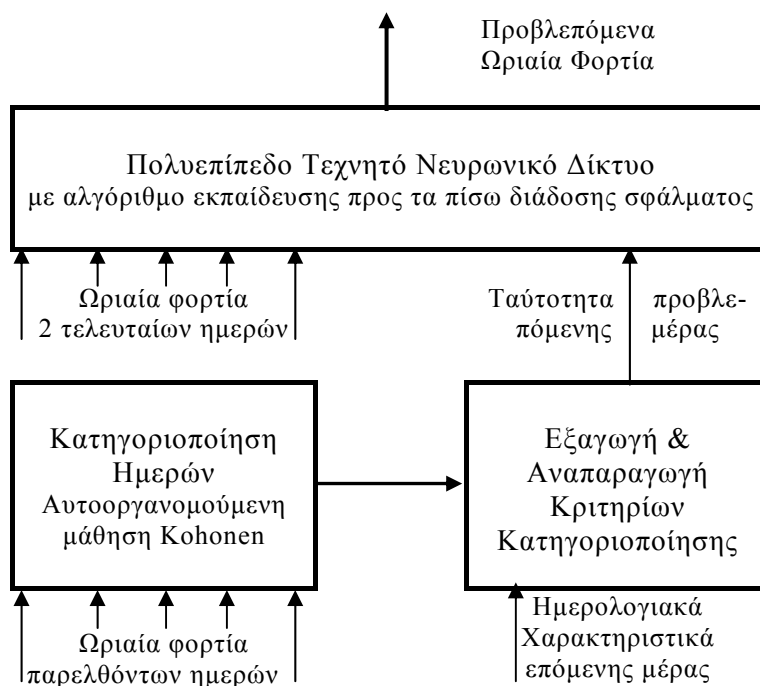
Σχήμα 2.2.4δ-2: Δύο εν σειρά πολυεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Συγκεκριμένα για να προβλέψουμε τα ωριαία φορτία του επόμενου εικοσιτετραώρου χρησιμοποιούμε το πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο 2, το οποίο έχει ως εισόδους τα φορτία ανά μισή ώρα του τελευταίου εικοσιτετραώρου, τις ωριαίες θερμοκρασίες της τελευταίας μέρας, τις αντίστοιχες υγρασίες, τη μέγιστη και ελάχιστη προβλεπόμενη θερμοκρασία της επόμενης μέρας, την αντίστοιχη μέγιστη υγρασία, όπως επίσης και το είδος της μέρας και του μήνα με τη βοήθεια πέντε ψηφίων. Όμως επίσης εισέρχονται ως είσοδοι οι έξοδοι του δικτύου 1, που είναι οι προβλεπόμενες καταναλισκόμενη ενέργεια της επόμενης μέρας, η μέγιστη και η ελάχιστη ζήτηση φορτίου. Το βοηθητικό νευρωνικό δίκτυο έχει ως εισόδους του την καταναλισκόμενη ενέργεια της μέρας που πέρασε, το συντελεστή ισχύος, τη μέγιστη και την ελάχιστη ζήτηση φορτίου, τα αντίστοιχα μισάωρα του εικοσιτετραώρου που πέρασε, τα όρια διακύμανσης του φορτίου, τις αντίστοιχες θερμοκρασίες εκείνες τις χρονικές στιγμές, τη μέγιστη υγρασία της μέρας και τον τύπο της μέρας με τέσσερα ψηφία. Και στα δύο νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζεται ο αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος.

Με αυτόν τον τρόπο βελτιώνεται η συμπεριφορά του αρχικού δικτύου που γίνεται η πρόβλεψη της επόμενης μέρας ανά τριάντα λεπτά. Με τη βελτίωση η μέση τιμή απόλυτου σφάλματος πέφτει στο 2,707% από το 3,367%.

Υπάρχει η περίπτωση δημιουργίας πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος σε συνδυασμό με αυτοοργανούμενα δίκτυα που

βασίζονται στην αρχή του Kohonen, ώστε να είναι δυνατή η αξιοποίηση των λίγων ιστορικών δεδομένων που υπάρχουν για τις μη ομαλές μέρες -γιορτές, αργίες, απεργίες κτλ.. Εκτός από την κατηγοριοποίηση λαμβάνεται υπόψη η ταυτότητα της προηγούμενης μέρας και τέλος υλοποιείται με τη βοήθεια του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Το τελευταίο χρησιμοποιείται και για τις ομαλές ημέρες έχοντας εκπαιδευτεί με τα περσινά δεδομένα και έχοντας ως εισόδους τα ωριαία φορτία των δύο προηγούμενων ημερών και τις κατάλληλες δυαδικές σημαίες για την υπό πρόβλεψη μέρα της εβδομάδας.



Σχήμα 2.2.4δ-3: Υβριδικό μοντέλο με πολυεπίπεδο και αυτοοργανομούμενο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Για τις ομαλές ημέρες για το ιταλικό σύστημα το μοντέλο δίνει μέση τιμή απόλυτου σφάλματος ίση με 2,6%, με μέση απόκλιση 2,8% και μέγιστη τιμή σφάλματος ωριαίου φορτίου 7,1%. Με τη βοήθεια του αυτοοργανομούμενου μοντέλου βελτιώνεται η απόδοση μόνο για τις ειδικές μέρες, καθώς η μέση τιμή απόλυτου σφάλματος γίνεται 7,7% από 12,9% με απόκλιση 4,5% από 14,0%, ενώ αντίστοιχα η μέγιστη τιμή 14,9% από 52,5%. Αυτό γίνεται χάρη στην εκμάθηση χωρίς την επίβλεψη του δικτύου SOM χρησιμοποιώντας τριών ετών δεδομένα για τις μέρες των αργιών. Τελικά από την εφαρμογή της νέας μεθόδου προέκυψε ότι καλύτερα αποτελέσματα δίνει για τους μήνες του Δεκεμβρίου, του Απριλίου και του Αυγούστου, όπου εκεί συγκεντρώνεται το μεγαλύτερο μέρος των αργιών. Αντίθετα το κλασικό μοντέλο δίνει καλύτερα αποτελέσματα για τους υπόλοιπους μήνες, οπότε ουσιαστικά προτείνεται η χρήση και των δύο, για να καλυφθούμε σε ετήσια βάση.

Μία άλλη μορφή δικτύου με εφαρμογή στο πρόβλημα πρόβλεψης φορτίου είναι το αυτοοργανομούμενο προσαρμοζόμενο, στο οποίο χρησιμοποιείται το χαρακτηριστικό του διπλού ανύσματος εφαρμόζοντας το μοντέλο του σχήματος 2.2.4δ-4 [A38]. Συγκεκριμένα το δίκτυο στηρίζεται στις αρχές του *Luttrell*, όπου το μοντέλο του συγχωνεύει με βάση τις συσχετίσεις των διανυσμάτων εισόδου με χρήση των συχνοτήτων νίκης για ζεύγη νευρώνων διαφορετικών περιοχών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Επιπρόσθετα χρησιμοποιείται μία ελάχιστη επιλογή παραμόρφωσης, όπου ο κεντρικός νευρώνας μίας γειτονιάς που παράγει και την ελάχιστη παραμόρφωση είναι ο νικητής. Ο αυτοοργανομούμενος προσαρμοζόμενος αλγόριθμος καταγράφει τις συχνότητες νίκης των ζευγών νευρώνων σε μία πολυδιάστατη -στην παρούσα περίπτωση δισδιάστατη- συνάρτηση πυκνότητας

πιθανότητας, που ονομάστηκε συνάρτηση πυκνότητας κωδικοποιημένων διανυσμάτων σύνδεσης -joint code vector density function. Η συνάρτηση πυκνότητας μετάθεσης του *Luttrell* για ένα δύο καναλιών δίκτυο που επίσης αποτελεί και τη συνάρτηση γειτονιάς στην επιλογή και στην εκπαίδευση νευρωνίων δίνεται ακολούθως:

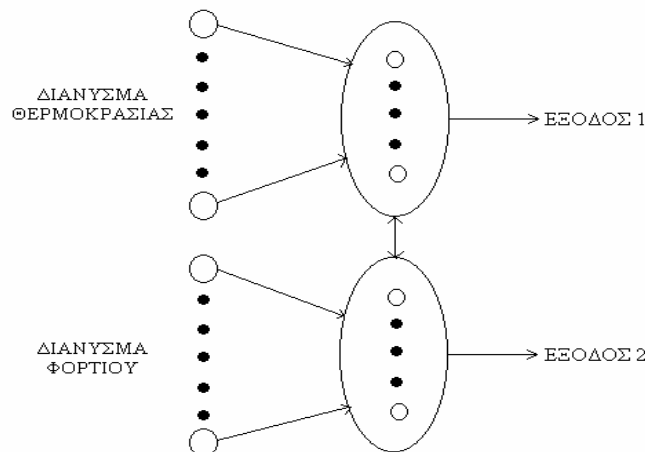
$$P(y'_j | y_1, y_2) = P_0(y_1, y_2) \cdot \left[1 + \frac{y'_j - y_j}{\rho(y_1, y_2)} \frac{\partial \rho(y_1, y_2)}{\partial y_j} \right] \cdot \exp\left(-\pi \cdot \rho(y_1, y_2) \cdot (y'_j - y_j)^2\right) \quad (2.2.4\delta-1)$$

όπου y_j αναπαριστά το νευρώνιο μικρότερης παραμόρφωσης του καναλιού j , y'_j είναι ένας νευρώνας της γειτονιάς του y_j . Από τη στιγμή που η συνάρτηση πυκνότητας κωδικοποιημένων διανυσμάτων σύνδεσης δεν έχει περιορισμούς συμμετρίας, μπορεί να ασύμμετρη, το οποίο αποτελεί μία ουσιαστική διαφοροποίηση από τους κλασικούς αυτοοργανομούμενους αλγορίθμους. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η σχέση που ορίζει την ελάχιστη παραμόρφωση ζεύγους νευρωνίων για ένα δίκτυο με δύο ομάδες, όπου *NcMD* είναι τα νευρώνια εντός συγκεκριμένης ακτίνας γύρω από το νευρώνα y_j της κοντινότερης ομάδας γειτνίασης του καναλιού j , ενώ y_j είναι τα γειτονικά νευρώνια:

$$(y_1(x_1), y_2(x_2)) = \arg \min_{(y_1, y_2)} \left(\sum_{y'_1} P(y'_1 | y_1, y_2) \|w_1(y'_1) - x_1\|^2 + (1 \leftrightarrow 2) \right) \quad (2.2.4\delta-2)$$

Το σύμβολο $(1 \leftrightarrow 2)$ δείχνει ότι υπάρχει μία αναλογική μορφή για το δεύτερο κανάλι. Οπότε με τη βοήθεια αυτού του αλγορίθμου ψάχνεται ένα ζευγάρι νευρωνίων, ένα από κάθε κανάλι, που θα ελαχιστοποιεί την παραμόρφωση που παράγεται από το άθροισμα με βάρη των νευρώνων της γειτονιάς.

Στην παρούσα περίπτωση τα δύο διανύσματα εισόδου είναι της θερμοκρασίας και του φορτίου. Συγκεκριμένα επιλέγουμε τρισδιάστατα διανύσματα που έχουν αντίστοιχα τα στοιχεία $T_1, T_0, T_1 - T_0$ και $L_1, L_0, L_1 - L_0$, όπου T_1 και L_1 είναι οι τιμές της τρέχουσας ώρας και T_0 και L_0 είναι είτε της προηγούμενης ώρας, αν κάνουμε πρόβλεψη για την επόμενη ώρα, είτε της αντίστοιχης ώρας της προηγούμενης μέρας για πρόβλεψη της ίδιας ώρας στο επόμενο εικοσιτετράωρο. Τα στοιχεία που θα χρησιμοποιήσουμε θα είναι κανονικοποιημένα με επιλογή παρόμοιων στοιχείων θερμοκρασίας και φορτίου για τον ίδιο τύπο ημέρας και με τις τιμές που να καλύπτουν όλο το εύρος του συνόλου τιμών, για να είναι ολοκληρωμένη η εκπαίδευση. Ο ρυθμός μάθησης ξεκινά από το 0,1 και μειώνεται γραμμικά στο 0,01, ενώ ως σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται 32 διπλά διανύσματα σε 310 κύκλους.



Σχήμα 2.2.4δ-3: Αυτοοργανομούμενο προσαρμοζόμενο δίκτυο *Luttrell*

Η μεθοδολογία αυτή χρησιμοποιεί λιγότερες εισόδους από τα κλασικά πολυεπίπεδα μοντέλα πετυγχάνοντας με τη βοήθεια κατάλληλης συνάρτησης λήψης του τελευταίου σφάλματος τελικά αποτελέσματα μέσω των τιμών σφαλμάτων μικρότερα του 0,9%. Ωστόσο κάθε ώρα μέσα σε χρόνο δύο λεπτών για H/Y των 120 MHz κατορθώνει να γίνει επανεκπαίδευση και εκμετάλλευση των τελευταίων δεδομένων, το οποίο συνιστάται. Ως δομή και μορφή είναι πολύ πιο απλή από τα προηγούμενα μοντέλα. Επίσης η μορφή του είναι γρήγορη και κατάλληλη για τη σε εξέλιξη λειτουργική κατάσταση του συστήματος εκμεταλλευόμενο πλήρως το μη στάσιμο του φαινομένου.

Συνεπώς δεν είναι απαραίτητο να περιοριστεί η έρευνά μας στα πολυεπίπεδα νευρωνικά τεχνητά δίκτυα, αλλά, όπως είδαμε, υπάρχουν και άλλες πολλά υποσχόμενες μέθοδοι, όπως τα αυτοοργανομούμενα, υβριδικά και ανατροφοδοούμενα δίκτυα.

2.2.4ε Σύγκριση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου και συμπεράσματα

Με βάση τα όσα έχουμε προαναφέρει θα μπορούσαμε γενικά να συμπεράνουμε από τη σύγκριση των κλασικών μεθόδων με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ότι από τη μία μεριά η συμπεριφορά των τελευταίων ως προς την πρόβλεψη είναι αρκετά καλύτερη. Ως παράδειγμα αναφέρουμε τη σύγκριση στο [A25] ανάμεσα στη μη παραμετρική παλινδρόμηση με εκτιμητές τύπου *Kernel* σε τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει λίγο χειρότερη συμπεριφορά, αν και χρειάζεται διαφορετικά δεδομένα -μεγαλύτερο πλήθος δεδομένων, όπως ώρα μέρας, θερμοκρασία ώρας, ωριαίο φορτίο προηγούμενης ώρας, μέση θερμοκρασία 8 ωρών, φορτίο και θερμοκρασία προ 24 ωρών για ίδιο διάστημα κράτησης στοιχείων -τριών εβδομάδων- και πρόβλεψη ωριαίων φορτίων -για μία εβδομάδα. Επίσης στο [Δ2] η σύγκριση με μοντέλα ARIMA έδειξε βελτίωση άνω του 50% ως προς τη μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος. Από την άλλη πλευρά το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει όμως 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.

Ως προς τις εισόδους των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου χρησιμοποιώντας κατάλληλες μεθόδους -όπως τη phase space embedding- και με σύγκριση των στοιχείων ορισμένων ηλεκτρικών εταιρειών προσδιορίστηκαν στο [A39] οι ανεξάρτητες μεταβλητές που διαμορφώνουν τις χρονοσειρές των φορτίων. 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. Γι' αυτό καταλήγουν σε 15 μεταβλητές που είναι αρκετά λιγότερες από τις 50 με 100 που χρησιμοποιούν συνήθως και κυρίως από τις άνω των 500 που χρησιμοποιούνται στο [A30]. Συγκεκριμένα στο [A39] προτείνονται τα ωριαία φορτία της τρέχουσας ώρας, προ 2, 4, 6 και 8 ωρών και τέλος το είδος του κύκλου της μέρας για την προβλεπόμενη ώρα μέσω των συναρτήσεων $\cos(2\pi t/24)$, $\sin(2\pi t/24)$, $\cos(2\pi t/12)$, $\sin(2\pi t/12)$ αποσιωπώντας βέβαια ότι προβλέπεται μόνο την επόμενη ώρα έστω με τα ίδια επίπεδα σφάλματος. Πάντως γίνεται χρήση πολύ λίγων μεταβλητών με μικρότερο σύνολο στοιχείων έχοντας πιο εύκολη εκτέλεση.

Τέλος υπάρχουν ορισμένοι -[A40]- που 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, άλλωστε αυτό προκύπτει και από το θεώρημα του Kromologon-, το είδος της συνάρτησης στο επίπεδο της εισόδου που είναι σιγμοειδής αντί της γραμμικής, 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. Επίσης η εφαρμογή υλοποιείται με προσθήκη λευκού θορύβου Gauss, ενώ η εκτέλεση ολοκληρώνεται με τη χρήση της

concurrent descent μεθόδου. Πρέπει να υπάρξει η κατάλληλη ανατροφοδότηση του κρυμμένου επιπέδου ως προς την είσοδο, να περιληφθούν και οι ανώμαλες μέρες, ενώ όλο το δίκτυο να επανεκπαιδεύεται τουλάχιστον σε μηνιαίο επίπεδο. Επίσης καλό σημείο έναρξης της εκπαίδευσης του δικτύου βρίσκεται στη διατριβή [Δ3]. 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 και το πλήθος και η ακρίβεια των δεδομένων, οπότε δεν μπορούν να ληφθούν αυτοί οι κανόνες ως επίλυση του προβλήματος, αλλά ως μία γενική οδηγία.

2.2.5 Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση ασαφούς λογικής

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βρήκαν πλούσιο έδαφος εφαρμογών στο πρόβλημα της πρόβλεψης φορτίου σε συνδυασμό με την ασαφή λογική. Η τελευταία όμως είχε αρχίσει ανεξάρτητα από τα νευρωνικά να βρίσκει εφαρμογή στα προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, γι' αυτό θα πραγματοποιήσουμε μία μικρή εισαγωγή στις έννοιες της ασαφούς λογικής, πριν αναφερθούμε στα υβριδικά μοντέλα με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

2.2.5α Γενικά περί ασαφούς λογικής

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 από τον τρόπο με τον οποίο είναι προγραμματισμένοι οι υπολογιστές. Ως παράδειγμα αναφέρουμε τον τρόπο με τον οποίο αποθηκεύονται οι θερμοκρασίες μίας μέρας 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.

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» 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.

Στη συνέχεια πρέπει να ορίσουμε ένα σύνολο βασικών εννοιών, όπως 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 .

- 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».

- λογικό συμπεράσμα, 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 »

- 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.

β) τη βάση ασαφών κανόνων, το οποίο είναι ένα σύνολο λεκτικών κανόνων της μορφής *αν-τότε*. Το *αν*-τμήμα είναι το τμήμα της υπόθεσης, ενώ το *τότε*-τμήμα είναι το τμήμα συμπεράσματος. Δηλαδή έχει τη μορφή:

$$R^i: \text{Αν } (x_1 \text{ είναι } A_1^i), (x_2 \text{ είναι } A_2^i) \dots \text{ και } (x_n \text{ είναι } A_n^i), \text{ τότε } y^i \text{ είναι ίσο με } W^i$$

όπου R^i είναι οι ασαφείς κανόνες, x_i οι μεταβλητές εισόδου του ασαφούς συστήματος, y_i οι εξόδους του i -οστού κανόνα και A_n^i οι λεκτικοί όροι που χαρακτηρίζονται από τις συναρτήσεις συμμετοχής.

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.

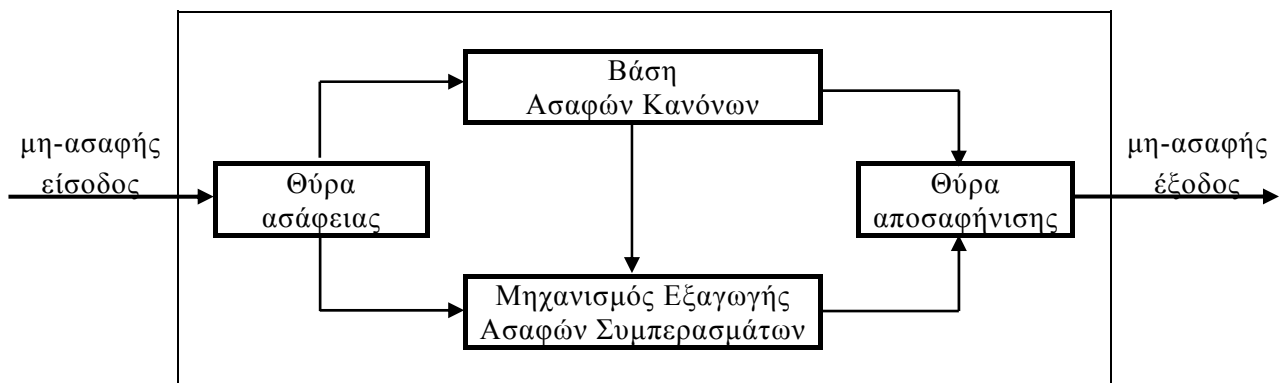
δ) τη θύρα αποσαφήνισης, όπου λαμβάνει τις εξόδους του μηχανισμού εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων και παράγει μία σαφή έξοδο, η οποία αντιπροσωπεύει την πραγματική έξοδο του συστήματος. Η αποσαφήνιση γίνεται συνήθως με τη μέθοδο του σταθμισμένου μέσου όρου σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m W^j \cdot \mu^j}{\sum_{j=1}^m \mu^j} \quad (2.2.5\alpha-1)$$

όπου

$$\mu^j = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \quad (2.2.5\alpha-2)$$

δίνει το βαθμό πλήρωσης του κανόνα R^j από το διάνυσμα εισόδου $(x_1, x_2, \dots, x_n)$. Επίσης υπάρχουν και τα κριτήρια του μεγίστου -όπου παράγεται το σημείο στο οποίο η πιθανή κατανομή ενεργειών φτάνει τη μέγιστη τιμή της- και το μέσο του μεγίστου, όπου παράγει μία τιμή που αντιπροσωπεύει τη μέση τιμή όλων των τοπικών ενεργειών, των οποίων οι συναρτήσεις συμμετοχής φτάνουν στο μέγιστο. Γενικά η βασική δομή του ασαφούς δικτύου είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.2.5α-1: Βασική δομή ασαφούς συστήματος

• συνάρτηση συμμετοχής, δηλαδή είναι η συνάρτηση απεικόνισης κάθε στοιχείου του χώρου αναφοράς X στο διάστημα $[0,1]$ και παριστάνουμε αυτήν την απεικόνιση με την ακόλουθη σχέση:

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1] \quad (2.2.5\alpha-3)$$

Ουσιαστικά οι συναρτήσεις συμμετοχής ή συγγένειας μπορούν να αναπαραστήσουν την υποκειμενική ιδέα μίας αόριστης έκφρασης. Μπορούν επίσης να υπολογιστούν με βάση τα στατιστικά δεδομένα. 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:

$$\text{γκαουσιανή} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \quad (2.2.5\alpha-4\alpha)$$

$$\text{τριγωνική} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} 0 & , \quad x_i < a_i^j . \text{ή} . x_i > c_i^j \\ \frac{x_i - a_i^j}{b_i^j - a_i^j} & , \quad a_i^j \leq x_i \leq b_i^j \\ 1 - \frac{b_i^j - x_i}{c_i^j - b_i^j} & , \quad b_i^j < x_i \leq c_i^j \end{cases} \quad (2.2.5\alpha-4\beta)$$

$$\text{τραπεζοειδής} \quad \mu_{A_i^j}(x_i) = \begin{cases} 0 & , \quad x_i \leq a_i^j \\ \frac{x_i - a_i^j}{b_i^j - a_i^j} & , \quad a_i^j < x_i < b_i^j \\ 1 & , \quad b_i^j \leq x_i \leq c_i^j \\ 1 - \frac{c_i^j - x_i}{d_i^j - c_i^j} & , \quad c_i^j < x_i < d_i^j \\ 0 & , \quad d_i^j \leq x_i \end{cases} \quad (2.2.5\alpha-4\gamma)$$

Επίσης υπάρχει και η μορφή, σύμφωνα με την οποία λεκτικά προσδιορίζεται η μεταβλητή, όπως 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 γνωρίζουμε τη μέση τιμή a_0 της μεταβλητής και το μέγιστο σφάλμα e ως ποσότητα, μπορούμε να προσδιορίσουμε τις παραμέτρους της συνάρτησης συμμετοχής μέσω των σχέσεων :

$$\begin{aligned} v_1 &= a_0 - e & v_2 &= a_0 - \frac{e}{2} \\ v_3 &= a_0 + \frac{e}{2} & v_4 &= a_0 + e \end{aligned} \quad (2.2.5\alpha-5)$$

και να προσεγγίσουμε την αντίστοιχη καμπύλη παραδείγματος χάρη με τη χρήση της τραπεζοειδούς συναρτησης. Άλλος τρόπος είναι μέσω ενός μικρού δείγματος μεταβλητών x_i να προσδιορίσει τα αντίστοιχα μεγέθη μέσω των σχέσεων :

$$\begin{aligned} p_1 &= \min\{x_i\} & p_2 &= E[x_i] - d \cdot [E[x_i] - \min\{x_i\}] \\ p_3 &= E[x_i] + d \cdot [\max\{x_i\} - E[x_i]] & p_4 &= \max\{x_i\} \end{aligned} \quad (2.2.5\alpha-6)$$

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.

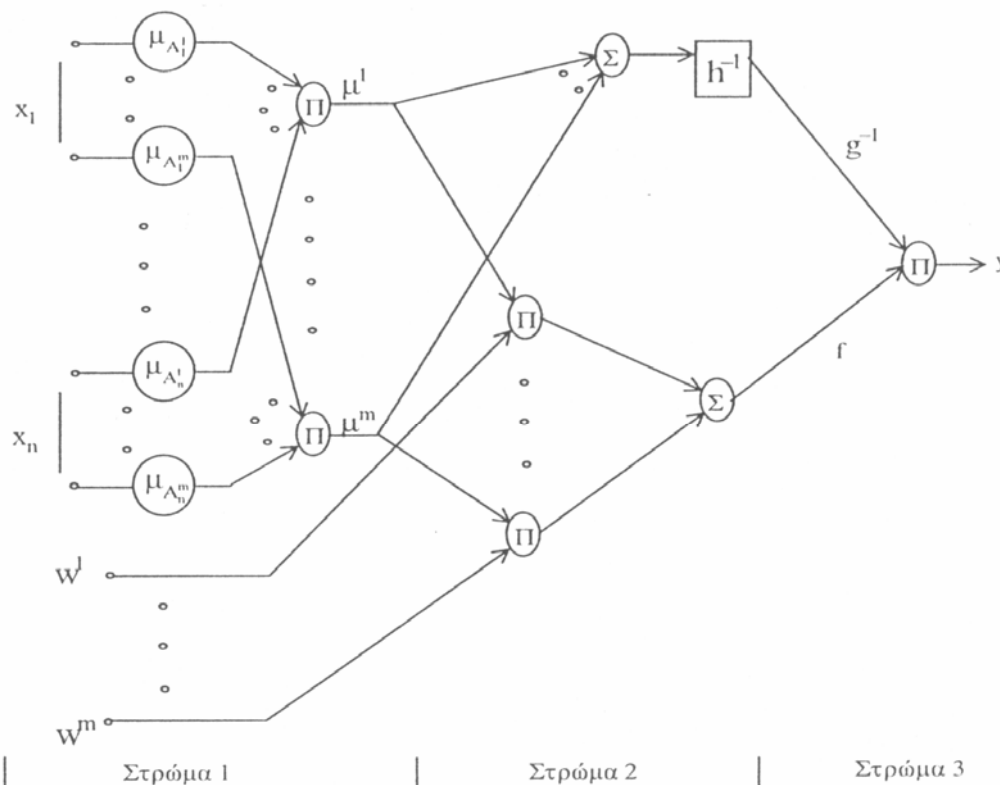
Βέβαια οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορεί να έχουν πιο περίπλοκη μορφή από την ανωτέρω ή να είναι της μορφής της βηματικής συνάρτησης ή της απαλής βηματικής, όπου η άνοδος γίνεται μέσω μίας γραμμικής έκφρασης -ουσιαστικά οι τρεις πρώτοι όροι της τραπεζοειδούς συνάρτησης. Πάντως μία από τις κύριες επιδιώξεις είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής να έχουν απλές μορφές.

Τέλος η διαδικασία υπολογισμού της εξόδου του ασαφούς συστήματος μπορεί να περιγραφεί με τη βοήθεια ενός νευρωνικού δικτύου τριών στρωμάτων. Αυτό έχει ως συνέπεια να σχηματίζεται το ασαφές νευρωνικό δίκτυο, που περιέχει τους ασαφείς κανόνες της κατάλληλης μορφής παραδείγματος χάρι:

$$R^i: \text{Αν } (x_1 \text{ είναι } A_1^i), (x_2 \text{ είναι } A_2^i) \dots \text{ και } (x_n \text{ είναι } A_n^i), \text{ τότε } y^i = \lambda_0^i + \lambda_1^i \cdot x_1 + \lambda_2^i \cdot x_2 + \dots + \lambda_n^i \cdot x_n$$

Μέσω της κατάλληλης διαδικασίας εκπαίδευσης -π.χ. μέθοδος κλίσης (gradient descent learning)-προσαρμόζονται κατάλληλα οι κανόνες R^i , βρίσκονται οι παράγοντες των συναρτήσεων συμμετοχής και τα αντίστοιχα βάρη λ_j^i για τη j -οστή μεταβλητή του i -οστού κανόνα. Με τη διαδικασία της ενθύμισης δίνονται μόνο οι εισοδοί στο ασαφές νευρωνικό δίκτυο και αυτό υπολογίζει την έξοδο σύμφωνα με την εκπαίδευσή του.

Ακολουθώς παρουσιάζουμε ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο τριών στρωμάτων, όπου f και g είναι ο αριθμητής και ο παρανομαστής του δεύτερου μέρους της σχέσης (2.2.5α-1), Π και Σ αντιστοίχως είναι τα αθροίσματα και τα γινόμενα των εισόδων τους.



Σχήμα 2.2.5α-2: Ασαφές νευρωνικό δίκτυο τριών στρωμάτων

Επίσης τίθενται και τα προβλήματα της αρχικοποίησης των παραμέτρων και της προσαρμογής της βάσης των κανόνων με τη βοήθεια του συνόλου πρωτύπων που διαθέτουμε [Δ2].

Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε τις εφαρμογές τις ασαφούς λογικής στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

2.2.5β Εφαρμογή της ασαφούς λογικής στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και ο συνδυασμός της με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου γίνεται ιδιαίτερα δύσκολο στην περίπτωση μελέτης ενός συστήματος διανομής και στην εύρεση είτε της ωριαίας φόρτισης, είτε της μέγιστης ζήτησης, που αποτελεί και το στοιχείο διαστασιολόγησης του δικτύου. Οι μετρήσεις που διαθέτει κανείς γι' αυτά τα δίκτυα είναι πολύ περιορισμένες περιλαμβάνοντας ορισμένες μετρήσεις σε τροφοδότες και την κατανάλωση ενέργειας των καταναλωτών μέσω τιμολογίων. Οι παράγοντες τυχαιότητας που συμμετέχουν είναι πολλοί, όπως η τυχαία συμπεριφορά της ζήτησης των καταναλωτών σε ενέργεια και ισχύ, η επίδραση του παράγοντα τυχαιότητας στο σύστημα πχ. βλάβες κτλ., με συνέπεια να οδηγούμαστε στην εφαρμογή της ασαφούς λογικής.

Συγκεκριμένα στο [A41] προτείνεται η χρήση της ασαφούς λογικής για τον προσδιορισμό της μέγιστης ζήτησης ισχύος σε βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη. Με αυτόν τον τρόπο είναι δυνατό να εκφραστούν ο ασαφής χαρακτήρας των συναρτήσεων ελέγχου λόγω έλλειψης πλήρους μοντελοποίησης του συστήματος και χρήσης ευριστικών μεθόδων απόφασης, ο ασαφής χαρακτήρας της κατάστασης του δικτύου, του ελέγχου του και της σχετικής πληροφορίας γύρω από αυτό. 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. Γι' αυτό μία μεθοδολογία με χρήση ασαφούς λογικής είναι πολλά υποσχόμενη.

Η ασαφής μέθοδος στηρίζεται στη σχέση που συνδέει την ημερήσια αιχμή φορτίου P_{dp} -που μπορεί να είναι είτε ένας πραγματικός αριθμός, είτε μία μεταβλητή που κινείται εντός του διαστήματος (P_{dp}^L, P_{dp}^R) - με ένα διάνυσμα παραμέτρων $\tilde{A}$ διάστασης k και έναν πίνακα εισόδων Z διαστάσεων $n \times k$:

$$\tilde{P}_{dp} = Z \cdot \tilde{A} \text{ ή αλλιώς } \tilde{p}_{dpi}(z_i) = \tilde{a}_0 + \tilde{a}_1 z_{i1} + \dots + \tilde{a}_k z_{ik} \quad (2.2.5\beta-1)$$

με $i=1,2,\dots,n$ και $\tilde{a}_i = [a_{ic} \ a_{ir}]$. Οι παράμετροι a_{ic} , a_{ir} προσδιορίζονται μέσω γραμμικού προγραμματισμού έτσι, ώστε το άθροισμα της διασποράς $p_{dpr}(z_i)$ των στοιχείων του διανύσματος $\tilde{P}_{dp}$ να γίνει ελάχιστο στην περίπτωση που η αιχμή του φορτίου λαμβάνει συγκεκριμένη τιμή ανά περίπτωση σύμφωνα με τα όσα γράφονται στο βιβλίο [Ξ3]. Αντίστοιχα για την περίπτωση που η αιχμή βρίσκεται εντός ενός διαστήματος και η αντίστοιχη σχέση είναι $\tilde{P}_{dp} = Z \cdot \tilde{B}$, τότε επιδιώκεται η μεγιστοποίηση του αθροίσματος των διασπορών των $p_{dpr}^l(z_i)$ των στοιχείων του διανύσματος $\tilde{P}_{dp}$ για $\mu=1$ [A41].

Στη συνέχεια γίνεται εφαρμογή αυτής της μεθόδου στο σύστημα διανομής. 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. Στηριζόμενοι στις ημερήσιες καταναλώσεις ενέργειας των πελατών εμπορικών και οικιακών είναι δυνατό να προσδιορίσουμε την αιχμή του φορτίου ανά 15 λεπτά με απόλυτο σφάλμα ανάμεσα στο 1 και 11% και διασπορά ανάμεσα στο 4,5% και 5,5%. 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. Τονίζουμε απλώς ότι υπάρχει διαφορετικό μοντέλο ανά υποσταθμό και ανά μέρα και εποχή.

Πιο πρωτοποριακή μέθοδος είναι η χρήση ασαφών νευρωνικών δικτύων που εκμεταλλεύεται κανείς τόσο τα ποσοτικά, όσο και τα ποιοτικά στοιχεία που διαθέτουν οι ειδικοί οργανισμοί και στατιστικές υπηρεσίες [A42], [Δ2]. Επίσης μπορούμε να αξιοποιήσουμε υπάρχοντες εμπειρικούς κανόνες που με άλλο τρόπο θα ήταν αδύνατο να εκμεταλλευτούμε. Η όλη διαδικασία είναι πιο κοντά στην πραγματικότητα μέσω των μεταβλητών -μέση τιμή και διασπορά τους.

Στην παρούσα περίπτωση για την πρόβλεψη μίας ώρας της επόμενης μέρας $L_{εκτ}(d+1, h)$ χρειαζόμαστε 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.

Επίσης στη συνέχεια [A43] υπήρξε μία νέα μορφή των ασαφών νευρωνικών δικτύων για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου για το ελληνικό σύστημα με τη χρήση της ασαφούς καμπύλης διαχωρισμού -Fuzzy curve segmentation- σε γραμμικά τμήματα. Δηλαδή έχοντας μία πολυγραμμική καμπύλη σε δισδιάστατες καρτεσιανές συντεταγμένες τη διαχωρίζουμε σε υποσύνολα, τέτοια, ώστε τα σημεία που ανήκουν σε κάθε υποσύνολο να προσδιορίζουν ευθεία.

Επιθυμώντας να λάβουμε τις αιχμές του μεσημεριού και των πρώτων βραδυνών ωρών και τις αντίστοιχες κοιλάδες του πρωινού και του απογεύματος χρησιμοποιούν ως δεδομένα εκείνα που επηρεάζουν περισσότερο τις επιθυμητές εξόδους, όπως είναι η μεσημεριανή αιχμή φορτίου, η βραδυνή αιχμή, η πρωινή και η απογευματινή κοιλάδα, η ελάχιστη, η μέση και η μέγιστη ημερήσια θερμοκρασία. Μέσω κατάλληλης επεξεργασίας - με χρήση της μεθόδου ασαφούς καμπύλης διαχωρισμού και με εκπαίδευση με τη βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων- 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 πρόβλεψη μέρας. 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 μέρας και της εποχής γίνεται και η αναλυτική πρόβλεψη της συμπεριφοράς της εκάστοτε μέρας.

Αργότερα όμως οι ίδιοι διαμόρφωσαν [A45] το ασαφές μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση της μεθόδου των ορθογωνίων ελαχίστων τετραγώνων, ώστε να προκύψουν οι κανόνες και να τοποθετηθούν τα ασαφή υπερεπίπεδα και κελιά στο χώρο, για να προσδιοριστούν οι τελικές είσοδοι από ένα αρχικό σύνολο που περιλάμβανε 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 πετυγχάνουν μέση τιμή απόλυτου σφάλματος γύρω στο 1,76% έναντι του 1,68% που πετυχαίνουν στο [A43] και έναντι του 1,82% με πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με 30 εισόδους και 20 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο έχοντας εκπαιδευτεί για τρία έτη. Ως μέθοδος είναι πολλά υποσχόμενη, αλλά θα πρέπει να ελεγχθεί η κατηγοριοποίηση των ημερών σε καλοκαιρινή Κυριακή κτλ..

Στην Ιαπωνία αναπτύχθηκε μοντέλο ασαφούς λογικής για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του φορτίου μέσω της συνάρτησης $x_{t+l} = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$ όπου x_i είναι το φορτίο της i -οστής ώρας [A45]. Δε λαμβάνονται υπόψη η θερμοκρασία ή άλλα καιρικά στοιχεία λόγω έλλειψης πληροφοριών. Η συνάρτηση συμμετοχής είναι η τριγωνική, ενώ στα υπόλοιπα ακολουθούνται οι σχέσεις της παραγράφου 2.2.5α.

Χρησιμοποιώντας το κατάλληλο μοντέλο μάθησης πετυγχάνεται 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.

Επίσης μία άλλη μορφή κλασική μορφή νευροασαφούς δικτύου που εφαρμόζεται για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου παρουσιάζεται στο [A46] 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 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 περίοδοι της μέρας -πρωί, απόγευμα, βράδυ, νύχτα. Η τελική τιμή πρόβλεψης προκύπτει από τη σχέση μέσω της μέγιστης X_{max} και της ελάχιστης X_{min} τιμής στο σύνολο εκπαίδευσης:

$$X = X_{min} + X_n \cdot (X_{max} - X_{min}) \quad (2.2.5\beta-2)$$

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%.

Επίσης στα [A21] και [A48] δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στην ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης φορτίου, αλλά και αέρα, καθώς 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. Σε προηγούμενη παράγραφο -2.2.3α- αναλύθηκαν δύο βασικά μοντέλα «Ημέρα 1» και «Ημέρα 7», όπου με συνδυασμό τους επιτυγχάνεται το 5%, το οποίο ως σφάλμα είναι αρκετά υψηλό.

Ακολουθώντας εφαρμόστηκαν κανόνες της ασαφούς λογικής που λαμβάνονται υπόψη μέσω κατάλληλων βαρών. Αν χρησιμοποιηθεί μοντέλο πολλών εισόδων-μίας εξόδου με διαδοχικές προβλέψεις, από τη μία πλευρά υπάρχει το παράθυρο των ωριαίων φορτίων που ολισθαίνει, από την άλλη υπάρχει η διαδοχική σύνδεση με αύξηση του σφάλματος της μορφής:

$$\hat{L}(t+1) = f(L(t), T(t)) \Rightarrow \hat{L}(t+2) = f(\hat{L}(t+1), T(t+1)) \quad (2.2.5\beta-3)$$

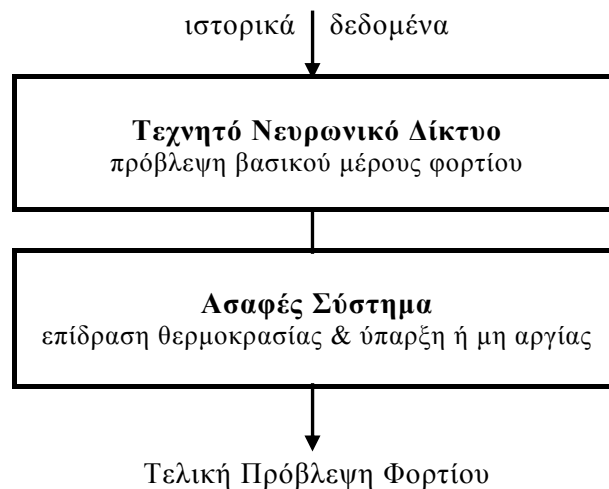
Αν χρησιμοποιηθούν n ανεξάρτητα μοντέλα πολλών εισόδων, μίας εξόδου παράλληλα συνδεδεμένα με σταθερό πλήθος δεδομένων, λαμβάνονται ικανοποιητικά αποτελέσματα, αλλά υπάρχει έλλειψη ακρίβειας για τις ειδικές μέρες. Προς αντιμετώπιση αυτής της κατάστασης χρησιμοποιούμε μοντέλο πολλαπλών εισόδων, πολλαπλών εξόδων με μία μοναδική μονάδα, με χρονικό παράθυρο που πρακτικά ολισθαίνει και δύναται να περιλάβει διάφορα είδη ημερών και να προκύψουν διάφορες προβλέψεις και για άλλα μεγέθη, όπως πρόβλεψη αιχμής και ώρας αιχμής κτλ.. 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 έχοντας ως εισόδους τις προβλέψεις των μοντέλων των «Ημέρας 1» και «Ημέρας 7», 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%.

Από το σύνολο των προηγούμενων παραδειγμάτων παρατηρείται ότι η ασαφής λογική συνεργάζεται με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δημιουργώντας τα ασαφή νευρωνικά που δίνουν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα.

2.2.6 Μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με χρήση υβριδικών μοντέλων

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν περιορίστηκαν μόνο στη δημιουργία των ασαφών δικτύων, αλλά προχώρησαν και στο σχηματισμό μίας σειράς υβριδικών μοντέλων τόσο με τα ασαφή, όσο και με κλασικές μεθόδους.

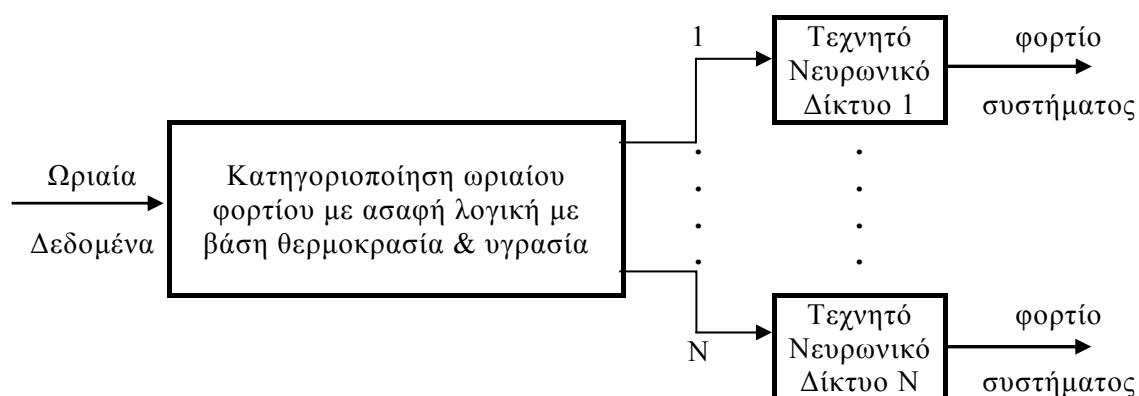
Συγκεκριμένα στο [A48] παρουσιάζεται ένα υβριδικό μοντέλο που συνδυάζει τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με τα ασαφή. Από τη μία πλευρά υπάρχει το τεχνητό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο δύο κρυφών επιπέδων με 5 και 3 νευρώνες αντίστοιχα που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της συνιστώσας του βασικού μέρους του φορτίου στηριζόμενο στα ωριαία φορτία των δύο προηγούμενων ωρών, της αντίστοιχης ώρας και των δύο προηγούμενων ωρών για μία, δύο, επτά και δεκατέσσερις μέρες πιο πριν. Με τη βοήθεια των ασαφών και με κατάλληλη επιμέρους κατηγοριοποίηση γίνεται ο προσδιορισμός της επίδρασης της μέσης θερμοκρασίας εκείνης της μέρας και της διαφοράς της με των αντίστοιχων ημερών για τις τρεις προηγούμενες εβδομάδες, όπως και των διακοπών λαμβάνοντας υπόψη τη συμπεριφορά των καταναλωτών κατά τα προηγούμενα έτη. Η βασική μορφή του τελικού μοντέλου είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.2.6-1: Υβριδικό σύστημα τεχνητού νευρωνικού δικτύου και ασαφούς συστήματος

Από όλη τη διαδικασία προκύπτει η τελική πρόβλεψη φορτίου με μέσο όρο απόλυτου σφάλματος για τις κανονικές ημέρες γύρω στο 1,3% και για τις αργίες περίπου στο 2,5% όντας πολύ καλύτερο από εκείνο της μεθόδου με την εκθετική εξομάλυνση που δίνει μεγαλύτερα σφάλματα κατά 1% τουλάχιστον.

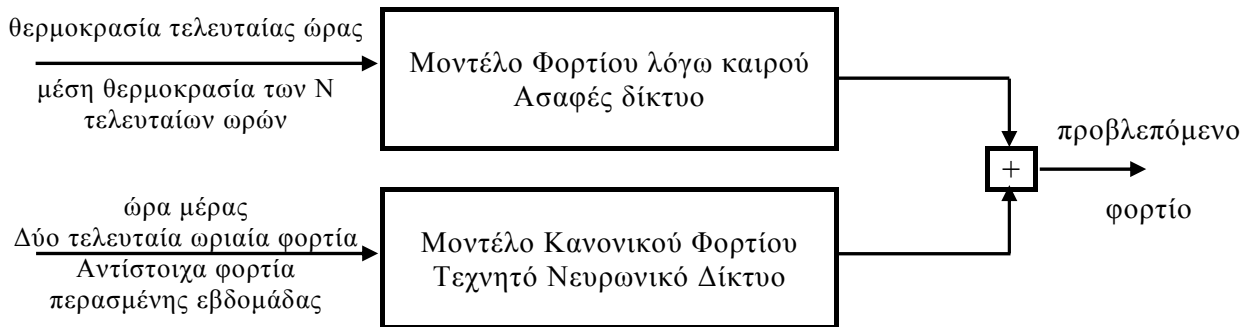
Μία άλλη μορφή υβριδικού συστήματος τεχνητών νευρωνικών δικτύων με νευροασαφή δίκτυα δίνεται στο [A49]. Συγκεκριμένα υπάρχει μία ασαφή κατηγοριοποίηση των κλιματικών συνθηκών με βάση τη θερμοκρασία (εξαιρετικά κρύο, πολύ κρύο, κρύο, λίγο κρύο, κανονικό, ζεστό, πολύ ζεστό, εξαιρετικά ζεστό) και την υγρασία (εξαιρετικά ξηρό, πολύ ξηρό, ξηρό, υγρό, πολύ υγρό, εξαιρετικά υγρό) δημιουργώντας 48 κατηγορίες, στις οποίες ταξινομούμε κάθε ωριαίο φορτίο, αρκεί η συνάρτηση συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής να είναι μη μηδενική. Στη συνέχεια στηριζόμενοι στην επιλογή εκείνου του πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος με τη μέγιστη συμμετοχή της συνάρτησης του ασαφούς δικτύου προσδιορίζεται το φορτίο της επόμενης ώρας λαμβάνοντας υπόψη το είδος και την ώρα της μέρας, τη βασική μορφή της χρονολογικής καμπύλης φορτίου, τη θερμοκρασία, την υγρασία, τον άνεμο των τελευταίων δύο ωρών και τις αντίστοιχες προβλέψεις τους για την επόμενη ώρα, όπως και το φορτίο των δύο προηγούμενων ωρών. Ουσιαστικά η μορφή του είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.2.6-2: Υβριδικό σύστημα τεχνητών νευρωνικών δικτύων, όπου η επιλογή τους γίνεται μέσω ασαφούς συστήματος

Η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είτε του ωριαίου φορτίου, είτε της αιχμής, είτε της συνολικής ενέργειας για τις επόμενες 120 ώρες είναι μικρότερο του 2%.

Επίσης πολύ ενδιαφέρουσα περίπτωση είναι το υβριδικό μοντέλο των ασαφών και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που βασίζεται στο διαχωρισμό του φορτίου σε δύο συνιστώσες: στην εξαρτώμενη και στην ανεξάρτητη από τη θερμοκρασία συνιστώσα [A18]. Η συνολικά δομή του δικτύου είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.2.6-3: Υβριδικό σύστημα τεχνητού νευρωνικού δικτύου για βασική συνιστώσα και ασαφούς δικτύου για εύρεση συνιστώσας καιρού

Τούτο πραγματοποιείται με σύγκριση των μηνιαίων μέσων ωριαίων φορτίων ημερήσιας διάρκειας με βάση τρία είδη ημερών -εργάσιμες, Σάββατα, Κυριακές. Από αυτήν τη διαδικασία βρίσκεται το ελάχιστο που σε κάθε περίπτωση αποτελεί τη βάση. Στη συνέχεια με κατάλληλες πράξεις προκύπτουν τα βασικά φορτία που εκπαιδεύουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας την ώρα της μέρας, το ωριαίο φορτίο των τελευταίων δύο ωρών και των αντίστοιχων ωρών πριν μία εβδομάδα και ένα μήνα -πάντα για κανονικό φορτίο. Τα ασαφή δίκτυα χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της συνιστώσας του φορτίου λόγω θερμοκρασίας. Σ' αυτό το σημείο βρίσκουμε τη μέση θερμοκρασία κάθε ώρας μέχρι προ 72 ωρών -προκύπτει από την εμπειρία και επηρεάζεται από θερμοχωρητικότητα. Μέσω κατάλληλων κανόνων συσχετίζεται η μέση θερμοκρασία με την ωριαία θερμοκρασία. Επίσης οι ώρες χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες: δραστηριότητες 10.00-20.00, βραδυνές 21.00-24.00 και νυχτερινές-πρώτες πρωϊνές 1.00-9.00. Χρησιμοποιώντας συναρτήσεις τύπου Gauss και κατάλληλες διαδικασίες ασαφικοποίησης και αποασαφικοποίησης προκύπτει τελικά το επιθυμητό φορτίο μέσω άθροισης.

Η προτεινόμενη μέθοδος έχει μέση τιμή απόλυτου σφάλματος από 1,12% ως 2,38% έναντι του σχεδόν διπλάσιου που προκύπτει με κλασικό πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο με τα ίδια δεδομένα.

Βέβαια τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα συνδυάζονται όχι μόνο με την ασαφή λογική, αλλά και με κλασικές μεθόδους. Παραδείγματος χάρη μία ενδιαφέρουσα περίπτωση έχουμε στην περίπτωση χρήσης μοντέλων επεξεργασίας μη μόνιμων χρονοσειρών π.χ. Box & Jenkins συνδυαζόμενα με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και λαμβάνοντας υπόψη τις επιπτώσεις των καιρικών συνθηκών -θερμοκρασία (μέγιστη, ελάχιστη, μέση τιμή, ωριαία προηγούμενης μέρας, μέγιστη και ελάχιστη της υπό πρόβλεψη μέρας), ωριαία υγρασία, βροχόπτωση, λιακάδα (προηγούμενης μέρας).

Το μοντέλο του τεχνητού νευρωνικού δικτύου με εισόδους τα x_t φορτία και τα w_{ik} καιρικά στοιχεία υλοποιείται μέσω της ακόλουθης σχέσης λαμβάνοντας υπόψη τη μόνιμη κατάσταση του φορτίου:

$$\hat{x}_{t+l} = x_{t+l-d} + f \left(\sum_{i=0}^H W_i^1 f \left(\sum_{j=0}^{24} W_{ij}^0 x_{t-j} + \sum_{k=1}^m W_{ik}^0 w_k^t \right) \right) \quad (2.2.6-1)$$

Από την προσομοίωση για το ηλεκτρικό σύστημα του Χονγκ-Κονγκ πρόεκυψε μέση τιμή απόλυτου σφάλματος ίση με 2,49% με μέση απόκλιση 39,05% θεωρώντας στάσιμο το φόρτιο, 1,755% και 27,15% αντίστοιχα για μη στάσιμο και 1,5% και 22,86% αντίστοιχα για

μη στάσιμο και με μεγάλο «χρονικό παράθυρο». Συνεπώς δίνει ως μεθοδολογία αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, αν και αφήνει κενό ως προς την αντιμετώπιση των ειδικών ημερών.

Πρέπει να σημειώσουμε ότι υβριδικά μοντέλα δεν υπάρχουν μόνο με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Υπάρχουν και περιπτώσεις τόσο συνδυασμού κλασικών μεθοδολογιών, όσο και ασαφούς λογικής με κλασική μέθοδο, χωρίς την ύπαρξη των τεχνητών δικτύων. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου χωρίς παραμέτρους ανά κατηγορία πελατών [A51], όπου πραγματοποιείται με επισκόπηση των δεδομένων μέσω κατάλληλης δειγματοληψίας ανά κατηγορία και με τη χρήση κατάλληλων συναρτήσεων, πυκνότητας πιθανότητας *Gauss* τύπου *Kernel*:

$$f_i(p, T) = \frac{\sum_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(p - p_i(t))^2}{2h_p^2(t)} - \frac{(T - T_i(t))^2}{2h_T^2(t)} \right]}{2\pi \cdot n \cdot h_p(t) \cdot h_T(t)} \quad (2.2.6-2)$$

όπου n είναι ο αριθμός των καθημερινών κανονικοποιημένων καμπυλών φορτίου $p_i(t)$ για κάθε κλάση i των πελατών, $T_i(t)$ οι αντίστοιχες εξωτερικές θερμοκρασίες, $h_p(t)$ και $h_T(t)$ παράμετροι εξομάλυνσης. Οπότε η αναμενόμενη ζήτηση ενός πελάτη P_{ex} συνδέεται με τη μέση τιμή μηνιαίου φορτίου P_{avg} που προκύπτει από την αντίστοιχη μηνιαία ενέργεια και το ολοκλήρωμα της πυκνότητας πιθανότητας $f_i(p, T)$ ως:

$$P_{ex} = P_{avg} \cdot \int_{P_{min}}^{P_{max}} p \cdot f(p, T) \cdot dp \quad (2.2.6-3)$$

όπου

$$P_{min} = \min \{p_{min}(t), p_{avg}(t) - 3,5 \cdot \sigma_p(t)\} \quad (2.2.6-4)$$

$$P_{max} = \max \{p_{max}(t), p_{avg}(t) + 3,5 \cdot \sigma_p(t)\} \quad (2.2.6-5)$$

Μετά την εφαρμογή κατάλληλων εποχιακών μοντέλων ARIMA για τη συνολική ζήτηση μεταβαίνουμε στον προσδιορισμό της ζήτησης των επιμέρους κλάδων.

Ωστόσο υπάρχει πρακτική δυσκολία στον προσδιορισμό των τιμών των κατάλληλων παραμέτρων, των απαραίτητων στοιχείων των καταναλωτών και της ταξινόμησης όλων των τελευταίων σε κάποια κατηγορία.

Στη δεύτερη κατηγορία έχουμε το ασαφές μοντέλο υλοποίησης του ARMAX, στο οποίο από τη μία χρησιμοποιούμε την ασαφή λογική, από την άλλη στηριζόμαστε στη μεθοδολογία των αυτοπαλινδρομικών μοντέλων με κατάλληλες μεταβλητές, οι οποίες έχουν υποστεί κατάλληλη προεπεξεργασία, όπως η θερμοκρασία, η σχετική υγρασία, η ταχύτητα ανέμου κτλ. [A52]. Αρχικά εφαρμόζεται η διαδικασία της ασαφικοποίησης, έπειτα υλοποιείται το μοντέλο ARMAX σ' αυτές τις μεταβλητές εκφράζοντας τους κατάλληλους κανόνες της λογικής. Με την υλοποίηση αυτής της μεθοδολογίας προκύπτει σφάλμα γύρω στο 1,98% για το σύστημα της Ταϊβάν, που είναι αρκετά ικανοποιητικό.

Σε κάθε περίπτωση η πληθώρα αυτών των υβριδικών δικτύων υποδηλώνει την προσπάθεια για μείωση του σφάλματος στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Εξαιτίας τούτου αναπτύχθηκαν κιόλας μέθοδοι αξιολόγησης και κοστολόγησης των διαφόρων τρόπων πρόβλεψης, όπως επίσης δόθηκε ιδιαίτερο βάρος στη βελτίωση των εισερχόμενων παραγόντων, όπως είναι η θερμοκρασία και ο άνεμος, και στη βελτίωση της πρόβλεψης κατά τη διάρκεια των ωρών υψηλότερου κόστους, ώστε να υπάρξει μεγαλύτερη μείωση του κόστους. Σ' αυτά τα θέματα θα αναφερθούμε στη συνέχεια, ώστε να κλείσει το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

2.2.7 Επίδραση της θερμοκρασίας στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με έμφαση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Η θερμοκρασία είναι ίσως το βασικότερο μέγεθος μετά τα ωριαία φορτία των περασμένων ωρών για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, ιδιαίτερα εκείνη της υπό πρόβλεψης ώρας. Συνήθως μία ηλεκτρική εταιρεία λαμβάνει τις αναμενόμενες μελλοντικές θερμοκρασίες από την αντίστοιχη εθνική μετεωρολογική υπηρεσία. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις που προχωρά κανείς σε αυτόνομη πρόβλεψη της θερμοκρασίας, όπως στην περίπτωση ενός μεμονωμένου καταναλωτή για τη ρύθμιση των συσκευών του [A16], και στην περίπτωση που είτε τα προβλεπόμενα δεδομένα δε διαθέτουν την απαραίτητη ακρίβεια, είτε είναι αρκετά αντιοικονομικό να τα λαμβάνει κανείς σε καθημερινή βάση. Γι' αυτό έχουμε οδηγηθεί αρκετές φορές στην ανάπτυξη ξεχωριστών μοντέλων πρόβλεψης θερμοκρασίας ακόμη και με τη χρήση νευρωνικών τεχνητών δικτύων.

Σημειώνουμε ότι υπάρχουν και περιπτώσεις που απευθείας μέσω της θερμοκρασίας προσπαθούμε να προσδιορίσουμε το υπό πρόβλεψη φορτίο. Ενδεικτικά αναφέρουμε την κλασική μεθοδολογία -που παρουσιάζεται στο [A53]- του μοντέλου ταιριάσματος θερμοκρασίας που βασίζεται στις ακόλουθες εξισώσεις για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος:

$$\text{Min}(e_{nm}) = \sum_{t=1}^{24} A(S, t) \cdot [T(t, n, m) - T_f(t, n', m')]^2 \quad (2.2.7-1)$$

$$A(S, t) = \sum_{n \in S} \sum_{m=1}^M L(t, n, m) / \sum_{n \in S} \sum_{t=1}^{24} \sum_{m=1}^M L(t, n, m) \geq 0 \quad (2.2.7-2)$$

$$n = \begin{cases} St(m) + k \cdot 7, & \alpha v _ \text{mod}(n', 7) = St(m') \\ Sn(m) + k \cdot 7, & \alpha v _ \text{mod}(n', 7) = Sn(m') \\ \alpha \lambda \lambda \iota \omega \varsigma _ \epsilon \rho \gamma \acute{\alpha} \sigma \iota \mu \epsilon \varsigma _ \mu \acute{\epsilon} \rho \epsilon \varsigma \end{cases} \quad (2.2.7-3)$$

όπου t είναι η ώρα του εικοσιτετραώρου, n_0 η ημέρα έναρξης, n η τρέχουσα μέρα και n_1 η μέρα λήξης, με $n_0 \leq n \leq n_1$, m είναι ο δείκτης του έτους με συνολικό αριθμό ετών M στα δεδομένα, k ο δείκτης των εβδομάδων από 0 ως 52. Ο στόχος της μεθόδου είναι να βρει στα χρόνια άντλησης πληροφορίας μία ειδική μέρα n^* που να ταιριάζει στη μέρα της οποίας η πρόβλεψη απαιτήθηκε. Τότε χρησιμοποιώντας τα αντίστοιχα ωριαία φορτία πολλαπλασιαζόμενα με το ρυθμό αύξησης του φορτίου $r(m, m')$ προβλέπονται τα αντίστοιχα φορτία.

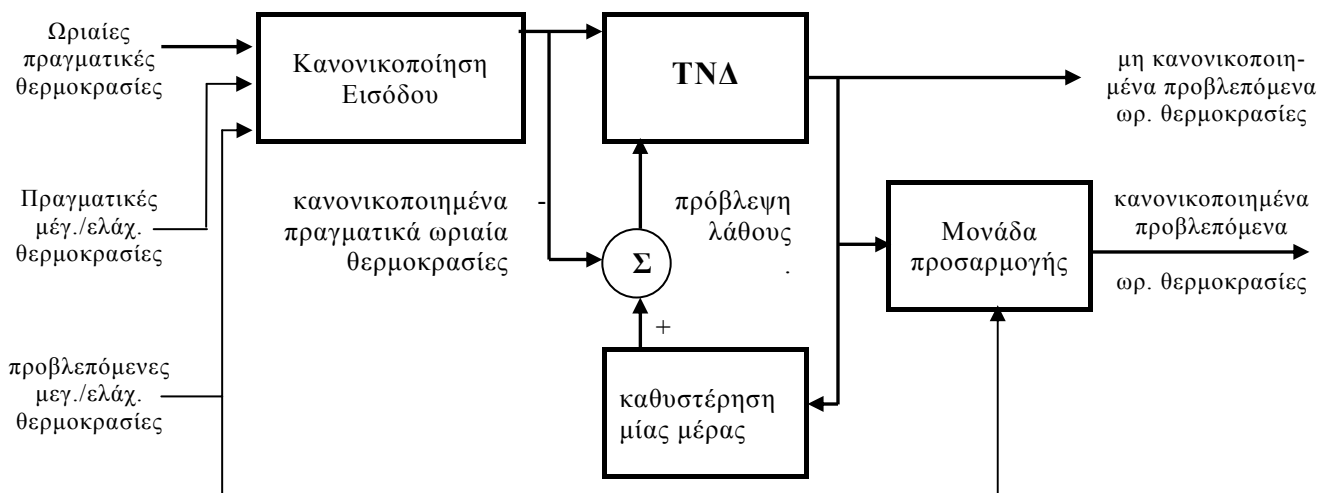
$$L_f(t, n', m') = r(m^*, m') \cdot L(t, n^*, m^*) \quad (2.2.7-4)$$

$$r(m, m') = \frac{\sum_{n=N_2}^{N_3} \sum_{t=1}^{24} L(t, n', m')}{\sum_{n=N_2}^{N_3} \sum_{t=1}^{24} L(t, n, m)} \quad (2.2.7-5)$$

Ουσιαστικά ταυτίζεται η προβλεπόμενη θερμοκρασία με τα αντίστοιχα ιστορικά δεδομένα, ώστε να ταυτιστεί η προβλεπόμενη μέρα με κάποια αντίστοιχη από τη βάση δεδομένων κατάλληλα διορθωμένη λόγω αύξησης του φορτίου. Συγκρίνεται με τη μέθοδο Box-Jenkins μεταφοράς, με την απλή μέθοδο Box-Jenkins, με τα νευρωνικά δίκτυα και με πολυγραμμική παλινδρόμηση. Η σύγκριση με την πρώτη και την τρίτη μέθοδο δίνει παρόμοια αποτελέσματα, ενώ σε σχέση με τη δεύτερη και την τέταρτη υπερτερεί σαφώς, αν

η τέταρτη χρησιμοποιεί ως δεδομένο ακόμη και τη σχετική υγρασία. Επίσης είναι δυνατή η λήψη προηγούμενων σφαλμάτων προς βελτίωση της απόδοσης. Η κατάσταση γίνεται πιο πολύπλοκη στην περίπτωση που υπάρχει πρόγραμμα ελέγχου φορτίου, με συνέπεια να υπάρχουν τροποποιήσεις και αντίστοιχες διορθώσεις.

Βέβαια είναι δυνατή η πρόβλεψη της ωριαίας θερμοκρασίας με τη βοήθεια τεχνητών νευρωνικών δικτύων για μία εβδομάδα χρησιμοποιώντας επτά ημερήσιες δομές πρόβλεψης ωριαίας θερμοκρασίας έχοντας ως εισόδους τη μέγιστη και την ελάχιστη θερμοκρασία, τις ωριαίες θερμοκρασίες της προηγούμενης μέρας, την πρόβλεψη της μέγιστης και της ελάχιστης για την υπό πρόβλεψη μέρα μέσω στοιχείων από μία μετεωρολογική υπηρεσία. Η δομή του συνολικού δικτύου έχει παρουσιαστεί στο σχήμα 2.2.4β-3, ενώ στη συνέχεια εμφανίζεται η αναλυτική δομή του μοντέλου πρόβλεψης για τη θερμοκρασία για μία μέρα.



Σχήμα 2.2.7-1: Μοναδιαίο μοντέλο πρόβλεψης θερμοκρασίας για μία μέρα

Ως εξόδους λαμβάνονται οι 24 ωριαίες θερμοκρασίες κανονικοποιημένες και με πραγματικές τιμές με βάση τις μέγιστες και τις ελάχιστες προβλεπόμενες θερμοκρασίες κάθε μέρας μέσω της κατάλληλης σχέσης:

$$T_s(k) = m(k) \cdot T_U(k) + b(k) \quad (2.2.6-6)$$

Ιδιαίτερη μέριμνα έχει ληφθεί προς αντιμετώπιση των θερμοκρασιών κατά την αρχή και το τέλος της περιόδου μελέτης μέσω κατάλληλων παραδοχών π.χ. επεκτάσεων της εφαρμογής της παραπάνω εξίσωσης για το τέλος της περιόδου κτλ.. Με τη βοήθεια αυτού του μοντέλου μία ηλεκτρική εταιρεία δύναται να προβλέψει την ωριαία θερμοκρασία μίας εβδομάδας και να προσδιορίσει με ικανοποιητική ακρίβεια ακόμη και τον ερχομό κυμάτων ψύχους. Τα παλιότερα απλούστερα μοντέλα πρόβλεψης θερμοκρασίας μέσω των μέσων τιμών των τελευταίων τριάντα ημερών δεν είχαν τέτοιες δυνατότητες. Εξαιτίας τούτων είναι πολύ χρήσιμα για την πρόβλεψη φορτίου.

Έχει μελετηθεί μέσω των πιθανοτικών μεθοδολογιών Bayes η επίδραση της θερμοκρασίας στην αβεβαιότητα της πρόβλεψης του φορτίου [A55]. Η προσφορότερη προσέγγιση είναι ο προσδιορισμός της μέγιστης ημερήσιας αιχμής και σε συνδυασμό με ένα τυπικό πρότυπο φορτίου να προσαρμοσθεί γραμμικά, για να δημιουργηθεί η τελική μορφή του φορτίου, αρκεί να μην υπάρχουν ακραία καιρικά φαινόμενα. Στη συνέχεια μπορεί να εφαρμοσθεί ένα δυναμικό γραμμικό μοντέλο, το οποίο χρησιμοποιεί ως μεταβλητές προσαρμογής την αιχμή, τη μέση τιμή της θερμοκρασίας και το φορτίο της προηγούμενης μέρας, όπως και τις προβλέψεις για θερμοκρασία και αιχμή για τις επόμενες μέρες. Το βασικό συμπέρασμα που προκύπτει είναι ότι υπάρχει διαφορά στην επίδραση της

εσφαλμένης προβλεπόμενης θερμοκρασίας για τις διάφορες εποχές του χρόνου, όπως το καλοκαίρι είναι δυνατό από τις εκτιμήσεις να οδηγηθούμε σε σφάλματα της τάξης του 30% για μεσαίου μεγέθους σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας σε αντίθεση με την άνοιξη ή το φθινόπωρο που η επίδραση είναι σημαντικά μικρότερη. Σε κάθε περίπτωση η τελική συμπεριφορά της πρόβλεψης εξαρτάται και από το μέγεθος του εξαρτώμενου από τον καιρό φορτίου.

2.2.8 Επίδραση του ανέμου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με έμφαση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Σήμερα η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης φορτίου, αλλά και ανέμου διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στο λειτουργικό σχεδιασμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας και ιδιαίτερα των απομονωμένων.

Η πρόβλεψη της συμπεριφοράς του ανέμου γίνεται σε ορίζοντα 4-48 ωρών με χρονικό βήμα 20 λεπτών ως μία ώρα καθορίζοντας αντίστοιχα και την πρόβλεψη φορτίου. Η πρόβλεψη του ανέμου είναι σημαντικός παράγοντας για τη λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, ιδιαίτερα στην περίπτωση υψηλής διείσδυσης απομονωμένων ανεμογεννητριών ή αιολικών πάρκων, καθώς μπορεί να μειωθεί το μέγεθος της εφεδρείας, να υπάρξουν πρόσθετες μειώσεις καυσίμων, να ρυθμιστούν σε πιο αποδοτικά επίπεδα οι γεννήτριες, να υπάρξει η μείωση των συμβατικών λειτουργιών, να μεταβληθεί ο αριθμός ένταξης ή λήξης λειτουργίας των μονάδων και η αξιοπιστία του συστήματος [A20].

Είναι απαραίτητο να διακριθούν οι διάφορες μέθοδοι τόσο ως προς τη μεθοδολογία, όσο και ως προς τη χρονική κλίμακα -που είναι από μερικά δευτερόλεπτα ως και μία ώρα για προβλέψεις μερικών λεπτών ως 48 ωρών [A20], [A21]. Για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ταχύτητας του ανέμου, δηλαδή μέχρι 10 λεπτά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές φίλτρων Kalman [A56] δίνοντας ιδιαίτερα ικανοποιητικά αποτελέσματα μέχρι χρόνους ενός λεπτού, αλλά από 10 λεπτά και άνω κρίνονται ακατάλληλα [A57]. Επίσης χρησιμοποιούνται μοντέλα ARMA με τη Box-Jenkin μέθοδο με διαφορετικό μοντέλο ανά εποχή ή μήνα [A58], [A59]. Επίσης αναπτύχθηκαν πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος με βήμα 1 sec για χρόνους ενός λεπτού με ικανοποιητικά αποτελέσματα [A60]. Δημιουργήθηκαν ανατροφοδοτούμενα και ασαφή νευρωνικά δίκτυα με ικανοποιητικά αποτελέσματα [A61], [A62]. Παράλληλα υπήρξαν και μοντέλα για τη λειτουργία συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με πετρελαιοκινητήρες και ανεμογεννήτριες για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη [A63].

Για μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ανέμου που φθάνει μέχρι τις 24 ώρες χρησιμοποιούνται αντίστοιχα οι μέσες ωριαίες ταχύτητες ανέμου εφαρμόζοντας φίλτρα Kalman και μοντέλα ARMA [A64], εξομαλυμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κτλ.. Η προσέγγιση μπορεί να γίνει είτε με μοντέλα πρόβλεψης ταχύτητας ανέμου και από εκεί μέσω καμπυλών κατασκευαστή να βρίσκεται η ισχύς, είτε με μοντέλο απευθείας εύρεσης ισχύος χρησιμοποιώντας την ταχύτητα ως εξωτερικό ιστορικό στοιχείο. Προκύπτουν ικανοποιητικά αποτελέσματα τις πρώτες 12 ώρες. Επίσης είναι απαραίτητο να λαμβάνονται υπόψη οι γενικότερες κλιματολογικές και καιρικές συνθήκες, η τοπογραφία της περιοχής, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις απομονωμένων ανεμογεννητριών και αιολικών πάρκων, όπου υπάρχει ένας μετρητής ταχύτητας ανέμου και πρέπει να ληφθούν αντιπροσωπευτικές τιμές για όλη την περιοχή. Πολλές φορές σ'αυτά τα προβλήματα χρησιμοποιείται η μέθοδος της απλής πρόβλεψης -Naive- εφαρμόζοντας τη σχέση (2.2.3α-1) σύμφωνα [A20]. Επίσης πέρα τούτων υπάρχουν διάφορα κριτήρια, όπως η μέση τιμή απόλυτου σφάλματος, το τετραγωνικό σφάλμα με βάρη με το τελευταίο να βελτιώνει περισσότερο τη συμπεριφορά του μοντέλου λαμβάνοντας τα στοιχεία εκείνων των χρονικών στιγμών που παρουσιάζουν τα μικρότερα σφάλματα. Αντίστοιχα γίνονται και οι προσδιορισμοί των διασπορών των σφαλμάτων. Από τη μελέτη της ταχύτητας του ανέμου σε βήματα 10 λεπτών για τις επόμενες τρεις ώρες μίας απομονωμένης ανεμογεννήτριας προέκυψε με τη naïve μέθοδο για $N=1$ ότι η ρίζα του μέσου

τετραγωνικού σφάλματος ως προς την ονομαστική ισχύ της ξεκινά από το 7,2% στα 10 πρώτα λεπτά και φθάνει στο 15,5% στις τρεις ώρες.

Επίσης έχουν αναπτυχθεί μοντέλα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης της ισχύος των ανεμογεννητριών για τις επόμενες 2 με 3 ώρες ώρες με χρονικό βήμα 10 λεπτών χρησιμοποιώντας ανατροφοδοτούμενα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα [A61], [A62]. Τονίζεται ότι είτε πρώτα θα προσδιορισθεί η ταχύτητα και η διεύθυνση του ανέμου και θα χρησιμοποιηθούν ως εξωγενείς μεταβλητές για τον προσδιορισμό της ισχύος, είτε θα υπάρξει μοντέλο πρόβλεψης της ταχύτητας και της μετατροπής της σε ισχύ μέσω χαρακτηριστικών καμπύλων του κατασκευαστή επισημαίνοντας ότι είναι δυνατό να υπάρξουν σημαντικές διαφοροποιήσεις λόγω της μορφής του εδάφους και της γειτνίασης με άλλες ανεμογεννήτριες, όπως επίσης και λόγω του γεγονότος ότι σε κάθε αιολικό πάρκο υπάρχει συνήθως ένα ανεμόμετρο σε κεντρικό σημείο, οπότε οι μετρήσεις δεν ταυτίζονται με την αντίστοιχη ταχύτητα ανέμου στον έλικα της ανεμογεννήτριας. Από τη μία μεριά εφαρμόζεται η μέθοδος Naïve με κριτήριο τη μέση τιμή της ρίζας των τετραγώνων των σφαλμάτων. Από την άλλη εφαρμόζεται ένα ανατροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο μεγάλης τάξης με εξόδους y_i και εισόδους x_i έχοντας αντίστοιχα ότι:

$$y_i(t+1) = a_i \cdot y(t) + b_i \cdot \sum_{k=1}^L w_{ik} \cdot z_k(t) \quad (2.2.7-1)$$

$$z_k(t) = \prod_{j \in I_k} x_j^{d_j(k)} \quad (2.2.7-2)$$

όπου $\{I_1, I_2, \dots, I_L\}$ είναι μία συλλογή από L μη διατεταγμένα υποσύνολα των $\{1, 2, \dots, m+n\}$ και $d_j(k)$ είναι μη αρνητικοί αριθμοί, όπου m είναι οι εισοδοί και n τα νευρώνια. Ουσιαστικά η ανατροφοδότηση γίνεται στο κρυμμένο επίπεδο. Το διάνυσμα εισόδου είναι της μορφής $x = [x_1, \dots, x_n, x_{n+1}, \dots, x_{m+n}]^T = [S(y_1), \dots, S(y_n), S(u_1), \dots, S(u_m)]^T$, όπου S είναι μονότονη αύξουσα διαφορίσιμη σιγμοειδής συνάρτηση. Με την κατάλληλη μορφή του αλγόριθμου της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος και με συνεχώς μειούμενο ρυθμό μάθησης γίνεται η εκπαίδευση. Η έξοδος πρόκειται ουσιαστικά για το φορτίο των επόμενων n ωρών.

Πάντως σε κάθε περίπτωση σημαντικό πρόβλημα είναι η γενίκευση του μοντέλου και η τελική επιλογή της βέλτιστης μορφής του. Προς αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού γίνεται ο προσδιορισμός των παλιών τιμών κάθε είδους δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο. Από αυτήν την ανάλυση παρατηρήθηκε ότι δεν εμφανίζονται σημαντικές εποχικότητες. Συγκεκριμένα έστω η ομάδα J_i από εντολές για το i -ιστό είδος δεδομένων που περιέχουν συνεχείς τιμές, ώστε $J_i = \{0, 1, 2, \dots, p_i, r_i\}$. Ο αλγόριθμος βρίσκει τον αριθμό r_i των στοιχείων στο J_i , ώστε $r_i = p_{i,r_i} + 1$. Αυτή η βελτιστοποίηση οδηγεί αυτόματα στην επιλογή των δεδομένων από τη στιγμή που, αν $r_i^* = 0$, τότε το i -ιστό είδος δεδομένων δε θα θεωρείται ως είσοδος στο μοντέλο.

Επίσης παράλληλα γίνεται ο προσδιορισμός τόσο των παραμέτρων του ρυθμού εκπαίδευσης που είναι της μορφής $n_0/(1+\rho)^{k+1}$, όπου k οι εποχές, όσο και των παραμέτρων της σιγμοειδούς συνάρτησης εξόδου $S(x) = a \frac{1}{1+e^{-\beta x}} - \gamma$ και κυρίως του β για κάθε είσοδο.

Ακόμη τα στοιχεία που διαθέτουμε κατηγοριοποιούνται σε τρεις ομάδες: στοιχεία εκπαίδευσης αλγόριθμου για εύρεση βαρών, στοιχεία εγκυρότητας για λήψη αποφάσεων σε σχέση με τη δομή της αρχιτεκτονικής και στοιχεία ομάδας ελέγχου που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του μοντέλου.

Πειραματικά εφαρμόστηκε για τη Λήμνο με γεννήτριες diesel ισχύος 13,25 MW και αιολικά πάρκα 1,14MW. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη στηρίζεται για τις επόμενες δύο ώρες με χρονικό βήμα 10 λεπτών. Η συμπεριφορά του κάθε αιολικού πάρκου καθορίζεται από τη μέση ισχύ των ανεμογεννητριών που βρίσκονται σε λειτουργία -επιπλέον προβλήματα, όταν

μελετούμε τη συνολική ισχύ του πάρκου λόγω έλλειψης δεδομένων, του αριθμού γεννητριών σε λειτουργία και άλλων παραγόντων ασυνέχειας. Στην παρούσα περίπτωση η μελέτη στηρίχθηκε σε σύνολο 5 ημερών με μετρήσεις ανέμου ενός λεπτού και μετρήσεις μέσης ισχύος κάθε ανεμογεννήτριας και κάθε αιολικού πάρκου ανά 10 λεπτά. Χωρίστηκαν σε 360 δεδομένα εύρεσης βαρών, 100 δεδομένα εγκυρότητας και 190 για έλεγχο. Αναπτύχθηκαν τρία τεχνητά νευρωνικά δίκτυα:

- α) ένα δίκτυο δώδεκα εξόδων, μία για κάθε χρονικό βήμα του διώρου (TNΔ-α),
- β) ένα δίκτυο με μία έξοδο που χρησιμοποιείται αδιάκοπα για να δίνει τις προβλέψεις για όλα τα χρονικά σημεία λαμβάνοντας υπόψη τα σφάλματα πρόβλεψης για όλες τις στιγμές (TNΔ-β) και
- γ) ένα τρίτο που λαμβάνει υπόψη του στη βελτιστοποίηση τα σφάλματα του πρώτου χρονικού βήματος (TNΔ-γ).

Επίσης r_1 είναι ο αριθμός των προηγούμενων τιμών ισχύος των ανεμογεννητριών και r_2 η ταχύτητα του ανέμου, οπότε για τα τρία δίκτυα λαμβάνεται ο ακόλουθος πίνακας, όπου K οι απαιτούμενες εποχές:

	r_1	r_2	η_0	ρ	K	β_1	β_2
TNΔ-α	2	1	0,02	0,11	61	3,28	2,72
TNΔ-β	8	3	0,09	0,17	9	3,99	0,77
TNΔ-γ	6	5	0,01	0,05	23	3,66	0,76

Πίνακας 2.2.8-1: Χαρακτηριστικά στοιχεία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων για πρόβλεψη ισχύος A/G

Από το κριτήριο της ρίζας των τετραγωνικών σφαλμάτων παρατηρούμε ότι για τα βήματα 1 ως 4 πλεονεκτεί το TNΔ-α, για τα βήματα 5 ως 6 TNΔ-β και για το δίκτυο 7 ως 12 το TNΔ-γ, χωρίς να υπάρχουν σημαντικές διαφορές, ωστόσο αυτός είναι ο βέλτιστος συνδυασμός. Αυτό το μοντέλο σε συνδυασμό με την πρόβλεψη φορτίου, την εκτίμηση και την καταγραφή της ασφάλειας του δικτύου καθορίζουν την οικονομική ένταξη των γεννητριών και τις ροές φορτίου ανάμεσα στον ζυγούς του δικτύου. Τέλος σημειώνουμε ότι τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από τη naïve μέθοδο, η οποία ωστόσο φαίνεται να πλεονεκτεί έναντι των κλασικών.

Σύμφωνα με τα όσα αναφέρονται στην παράγραφο 2.2.5β και στο [A21] χρησιμοποιούμε μοντέλο πολλαπλών εισόδων, πολλαπλών εξόδων με μία μοναδική μονάδα, με χρονικό παράθυρο που πρακτικά ολισθαίνει και δύναται να περιλάβει διάφορα είδη ημερών και να προκύψουν διάφορες προβλέψεις και για άλλα μεγέθη, όπως πρόβλεψη αιχμής και ώρας αιχμής κτλ.. Η όλη διαδικασία στηρίζεται στην ελαχιστοποίηση της μέσης τιμής του απόλυτου σφάλματος. Ως προς τον άνεμο υπάρχουν δύο ειδών προβλέψης σε σχέση με το χρόνο: μέχρι τις 8-16 ώρες προτείνεται η χρησιμοποίηση του μοντέλου με αξιοποίηση των δεδομένων ταχύτητας και κατεύθυνσης, ενώ για τις υπόλοιπες ώρες του εικοσιτετράωρου ή και παραπάνω γίνεται χρήση μόνο της ταχύτητας. Συγκεκριμένα για τις επόμενες 8 ώρες προτείνεται το μοντέλο FARX(8;2,2) με 24 κανόνες, 8 εισόδους ταχύτητας των προηγούμενων χρονικών βημάτων, 2(*2) -λόγω τρισδιάτατου χώρου- εισόδους προσδιορισμού της κατεύθυνσης του ανέμου των αμέσως προηγούμενων χρονικών βημάτων. Αντίστοιχα για εικοσιτετράωρη πρόβλεψη προτείνεται το μοντέλο FARX(4;0,0) με 4 κανόνες, 4 εισόδους ταχύτητας προηγούμενων χρονικών βημάτων. Το σφάλμα ξεκινά από το 2% και φθάνει στο 9% σε 24 ώρες. Όμως υπάρχουν σοβαρά προβλήματα μετρήσεων της ταχύτητας. Επίσης τονίζεται ότι για διάστημα 16-48 ωρών προτείνεται η χρήση της μέσης τιμής των υπαρχόντων χρονοσειρών για την παραπέρα πρόβλεψη.

Με βάση τα προαναφερθέντα οι ίδιοι [A65] πραγματοποιούν μία σύγκριση των εξής έξι βασικών μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ισχύος των ανεμογεννητριών, που είναι : η μέθοδος που στηρίζεται στους κινούμενους μέσους όρους

πρόβλεψης, στα προσαρμοζόμενα ARMA, στα ανατροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα υψηλής τάξης, στις ακτινικές συναρτήσεις βάσης, στα δίκτυα κυματομορφών και στα ασαφή νευρωνικά δίκτυα. Από την υλοποίηση δύο πρακτικών προβλημάτων πρόβλεψης για αιολικά πάρκα στη Λήμνο και στο ηπειρωτικό σύστημα παρατηρείται ότι για βήμα 10 λεπτών με ορίζοντα 2 ωρών τα ασαφή και τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν την καλύτερη συμπεριφορά. Στην πρώτη περίπτωση επικρατούν οριακά τα ασαφή, ενώ στη δεύτερη τα τεχνητά διαφέροντας οριακά στη τετραγωνική ρίζα του σφάλματος κατά 0,5% ξεκινώντας από 4,5% και φθάνοντας στο 9,5% στο τέλος του 24-ώρου.

Επίσης εφαρμόζονται μοντέλα πρόβλεψης ταχύτητας ανέμου με χρήση ασαφών νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με γενετικούς αλγορίθμους [A66]. Η αρχή υλοποίησής τους είναι ότι για τον προσδιορισμό της ταχύτητας του ανέμου σε μία θέση B εκτός από τις μετρήσεις σ' αυτήν τη θέση λαμβάνονται μετρήσεις και στις θέσεις A_j που απέχουν κάποια χιλιόμετρα -το πολύ 40 km. Η αξία των μετρήσεων αυτών επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τη σχέση της διεύθυνσης και της ταχύτητας του επικρατούντος ανέμου με τη διεύθυνση και την απόσταση των σημείων A_j και B .

Δημιουργείται ένα ασαφές νευρωνικό δίκτυο με βασικές εισόδους ταχύτητες και διευθύνσεις αγνοώντας τυχόν τύρβη του ανέμου. Το μοντέλο που εφαρμόζεται είναι των Takatsi & Sugeno. Για την εκπαίδευσή του χρησιμοποιείται γενετικός αλγόριθμος που στηρίζεται στην αρχή των «χρωμοσωμάτων» που αποτελούνται από τις τρεις παραμέτρους του ασαφούς δικτύου, δηλαδή τα κέντρα της συνάρτησης συμμετοχής, της σταθερής απόκλισης και των παραγόντων του. Επίσης χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος Roulette Wheel Parent Selection που επιλέγει γεννότυπους με πιθανοτικό τρόπο και κατάλληλη επιλογή του πληθυσμού. Στη συνέχεια υλοποιείται το συγκεκριμένο μοντέλο για την περιοχή της Θεσσαλονίκης και της ανατολικής Σητείας της Κρήτης δίνοντας σημαντική βελτίωση έναντι των στάσιμων μεθόδων ανάμεσα στο 15% και 25% ανάλογα και με το χρόνο που προβλέπουν. Ιδιαίτερα υψηλότερη απόδοση δίνουν σε σχέση με τους άλλους αλγορίθμους για τα χρονικά διαστήματα των δύο ωρών, αφού η απόδοση των παλαιότερων μοντέλων γίνεται αρκετά χειρότερη.

Τέλος τονίζουμε ότι σε απομονωμένα συστήματα, όπως της Κρήτης ή της Λήμνου [A47], η πρόβλεψη του φορτίου είναι αρκετά δύσκολη -δεν επιτυγχάνεται ο στόχος της μέσης τιμής του απόλυτου σφάλματος 3%. Αυτό γίνεται ακόμη δυσκολότερο από τη μεγάλη διείσδυση αιολικών πάρκων που περιορίζουν το χρονικό διάστημα πρόβλεψης και αυξάνουν το αντίστοιχο σφάλμα λόγω του σφάλματος στον προσδιορισμό της ταχύτητας του ανέμου που κινείται στα επίπεδα του 10% με 20% περιορίζοντας σημαντικά τις δυνατότητες πρόβλεψης της συνολικής ζήτησης.

Παράλληλα για να βελτιωθεί η πρόβλεψη, μπορεί να απαιτείται η αγορά οργάνων ή η πραγματοποίηση συνεχών μετρήσεων, που είναι αρκετά δαπανηρές, με συνέπεια να τίθεται το πρόβλημα σε οικονομικοτεχνικό επίπεδο. Εξαιτίας τούτου είναι αναγκαία η αξιολόγηση ως προς το κόστος των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης. Στο [A67] αναπτύσσεται μεθοδολογία αξιολόγησης των κερδών από τη χρήση βελτιωμένων μοντέλων πρόβλεψης φορτίου και ταχύτητας του ανέμου δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στην περίπτωση των αυτόνομων συστημάτων. Υπάρχει ένα ενιαίο πρόγραμμα για τη λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και την κοστολόγηση των σχετικών δαπανών που εκτελείται σε πραγματικό χρόνο λαμβάνοντας υπόψη την αβεβαιότητα των προβλέψεων.

Σημαντικό ρόλο παίζει η μορφή και η δομή του δικτύου καθορίζοντας σε μεγάλο βαθμό την ένταξη των βασικών μονάδων, το είδος και το πλήθος των εφεδρικών μονάδων. Γι' αυτό στην Κρήτη από τη μετάβαση της απλής πρόβλεψης στην τέλεια με διείσδυση των ανεμογεννητριών κατά 20% υπάρχει βελτίωση του κόστους μόλις κατά 1,5%, χωρίς να λάβουμε υπόψη μας το παραπάνω κόστος της τέλει πρόβλεψης [A20]. Πλέον το πρόβλημα που τίθεται είναι αν συμφέρει οικονομικά την ηλεκτρική επιχείρηση να βελτιώσει την πρόβλεψή της εφαρμόζοντας ακόμη και προγράμματα διαχείρισης φορτίου -που θα αναφερθούμε ακολούθως- ξεφεύγοντας από τα στενά όρια της πρόβλεψης φορτίου.

2.2.9 Επίδραση της διαχείρισης φορτίου στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψή του

Οι περισσότερες ηλεκτρικές εταιρείες εφαρμόζουν προγράμματα διαχείρισης φορτίου κατά την προσπάθειά τους να ελέγξουν αποτελεσματικότερα τη ζήτηση. Εδώ περιλαμβάνονται κυρίως η αποκοπή της ημερήσιας αιχμής, το γέμισμα των κοιλάδων και οι διαφόρων ειδών μεταφορές φορτίου είτε μόνιμες -αλλαγή χρήσης ενέργειας-, είτε περιοδικές -μετατοπίση ημερήσιου φορτίου κατά τη διάρκεια της νύχτας. Πραγματοποιείται συνήθως με τον έλεγχο των συσκευών κάθε κατηγορίας καταναλωτών δίνοντας κυρίως τιμολογιακά κίνητρα.

Σ' αυτό το σημείο η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι απαραίτητη για τη ρύθμιση και τον έλεγχο συσκευών, όταν συνδυάζεται με τα ηλεκτρικά τιμολόγια [A5], [A68]. Η σχέση που δημιουργείται είναι αμφίδρομη, διότι και επηρεάζει μέσω των «χαμηλών» ωρών κόστους τη ρύθμιση των συσκευών, πχ. ο θερμοσίφωνα θα λειτουργήσει τη νύχτα, και επηρεάζεται, αφού μεταβάλλεται η συμπεριφορά των καταναλωτών, πχ. αύξηση του νυχτερινού φορτίου και μείωση του ημερήσιου. Γι' αυτό το λόγο έχει γίνει μία συστηματική προσπάθεια μοντελοποίησης της συμπεριφοράς ορισμένων οικιακών συσκευών, όπως του θερμοσίφωνα [A69], των θερμοσυσσωρευτών, των αντλιών θερμότητας [A70], των κλιματιστικών [A71] κτλ..

Αρχικά το πρόβλημα της διαχείρισης αντιμετωπίστηκε με απλές κλασικές μεθοδολογίες, όπως στο [A70] εφαρμόστηκε η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων για τον προσδιορισμό της συμπεριφοράς των αντλιών θερμότητας -ηλεκτρικών και φυσικού αερίου- μέσω κατάλληλου δείγματος σε σχέση με τον αριθμό των θερμών και των ψυχρών ημερών, την οικονομική κατάσταση, το πλήθος των ανθρώπων στο σπίτι, την ηλικία του οικίματος, τις θερμικές απώλειες του, το κόστος της μονάδας φυσικού αερίου και της kWh κτλ.. Σε άλλη περίπτωση [A71] η πρόβλεψη γίνεται μέσω πολλαπλασιαστικών εποχιακών μεθόδων εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου διαχειριζόμενοι τα κλιματιστικά με βάση τη θερμοκρασία, ώστε σε χρόνο ενός εικοσιτετραώρου να κλείνει είτε η διαδικασία ψύξης των μεγάλων δεξαμένων αποθήκευσης παγοκολονών κατά το καλοκαίρι, είτε η διαδικασία θέρμανσης των αντίστοιχου μέσου κατά τη διάρκεια του χειμώνα. Αυτό γίνεται σε συνδυασμό με τις τιμές της ενέργειας και της ισχύος, ώστε ο πελάτης να μεταφέρει την αιχμή του σε κατάλληλη περίοδο της μέρας. Για την εξασφάλιση των ενεργειακών θερμικών ή ψυκτικών αναγκών του καταναλωτή χρησιμοποιείται συντελεστής ασφαλείας.

Ένας άλλος τρόπος είναι μέσω μίας απλοποιημένης οικονομετρικής μεθόδου που παρουσιάζεται στο [A72]. Μία από τους βασικότερες επιθυμίες μίας ηλεκτρικής εταιρείας σε σχέση με τη λειτουργία του ηλεκτρικού συστήματος είναι η ομαλοποίηση -αν όχι η επιπεδοποίηση- της χρονολογικής καμπύλης φορτίου, ώστε να γίνει πιο εύκολη η αντιμετώπιση της ζήτησης. Η συμπεριφορά επηρεάζεται από τα είδη των καταναλωτών. Γι' αυτό είναι απαραίτητα σύμφωνα με την οικονομετρική μέθοδο: η ανάλυση σε ανεξάρτητα στοιχεία του προγράμματος διαχείρισης ηλεκτρικού φορτίου, η πρόταση αρκετών εναλλακτικών λύσεων, η ανάλυση των φορτίων σε ωριαία βάση λαμβάνοντας υπόψη την ετήσια και την εποχιακή συμπεριφορά τους. Αν για την h -ιοστή ώρα με N_c αριθμό καταναλωτών της κατηγορίας C , P_c ο αριθμός των τελικών χρήσεων της κατηγορίας c και $f_{c,p}(h)$ το φορτίο της ώρας h για κάθε μονάδα της τελικής χρήσης της κατηγορίας αυτής έχουμε ότι:

$$Load(h) = \sum_{c=1}^C N_c \cdot \sum_{p=1}^{P_c} f_{c,p}(h) \quad (2.2.9-1)$$

Συγχρόνως πραγματοποιείται και η οικονομική αξιολόγηση του προγράμματος διαχείρισης φορτίου, ώστε να διαπιστωθεί κατά πόσο οικονομικά συμφέρουσα είναι μία τέτοια επένδυση. Χρειάζονται πληροφορίες για το σύστημα του φορτίου, τις κατηγορίες των πελατών, τις ενεργειακές καταναλώσεις, την αναγνώριση των ειδών των τελικών χρήσεων.

Σημαντική προσπάθεια καταναλίσκεται στην εύρεση των χαμένων δεδομένων. Συνήθως διατίθενται η συνολική περίοδος μέτρησης ανά κατηγορία, οι καθημερινές καμπύλες φορτίου στα βασικά σημεία του συστήματος διανομής και περιορισμένα ποσοτικά δεδομένα σχετικά με τη χρήση συσκευών και κατηγοριών τελικής χρήσης φορτίου. Στη συνέχεια ανάλογα με την τελική χρήση και το είδος της καμπύλης διαμορφώνεται η τελική μορφή ρίχνοντας ιδιαίτερο βάρος στα εποχιακά ευαίσθητα φορτία. Ο αλγόριθμος της οικονομετρικής μεθόδου -που αναλύεται στο [Α72]- αναπτύχθηκε με βάση τα ωριαία φορτία μίας περιόδου από 24 ώρες ως ένα έτος, τους μηνιαίους συντελεστές διόρθωσης και τα υπόλοιπα στοιχεία σε σχέση με το σημείο αναφοράς -υποσταθμός, τροφοδότης- και με ένα πλήθος εναλλακτικών σεναρίων για κάθε χρήση καταλήγει κανείς στην τελική διαμόρφωση του προγράμματος διαχείρισης φορτίου και στις επιπτώσεις του σε ωριαίο επίπεδο.

Παρόμοιας μορφής αντιμετώπιση υπήρξε και στο [Α17], όπου αναπτύσσεται το πρόγραμμα ELCS, στο οποίο διαχωρίζεται η χρονολογική καμπύλη του συστήματος σε περίπου 160 συνιστώσες, και είναι δυνατό να κάνει πρόβλεψη για τα επόμενα 30 χρόνια χρησιμοποιώντας μία σύνθεση ώρα με ώρα. Συγχρόνως πραγματοποιείται σύγκριση με τα δεδομένα καιρού προσεγγίζοντας το ευαίσθητο φορτίο ως προς τον καιρό και προσδιορίζοντας τη συμπεριφορά του. Παράλληλα επιτρέπει την εφαρμογή προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου. Η μέθοδος αυτή πλεονεκτεί, καθώς λαμβάνει υπόψη της το φορτίο διαφόρων χρήσεων, που κάθε μία έχει τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της και ανακαλύπτοντας εκείνα τα στοιχεία που συμμετέχουν περισσότερο από τα άλλα στη διαμόρφωση του εκάστοτε φορτίου.

Τα φορτία χωρίζονται σε δύο κύριες ομάδες: βασικά φορτία και ευαίσθητα στον καιρό. Στη συνέχεια διακρίνονται με βάση το είδος των πελατών σε οικιακούς, βιομηχανικούς-εμπορικούς και τους υπόλοιπους. Οι οικιακοί αποτελούνται από 35 στοιχεία, ανάμεσά τους είναι ο κλιματισμός, οι θερμαντήρες νερού, η ηλεκτρική κουζίνα κτλ.. Οι βιομηχανικοί-εμπορικοί διαχωρίζονται για πρακτικούς λόγους σε διάφορους χρήστες, όπου η κάθε ομάδα αποτελείται από καταναλωτές με παρόμοια συμπεριφορά χρησιμοποιώντας ένα διψήφιο κώδικα κατηγοριοποίησης επιχειρήσεων. Επίσης ένας πιο απλός διαχωρισμός σε βιομηχανικούς και εμπορικούς με βάση το τιμολόγιο δίνει -λόγω αύξησης του δείγματος- πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα. Οι υπόλοιποι πελάτες, όπως είναι ο δημοτικός φωτισμός κτλ. αποτελούν μία πολύ μικρή συνιστώσα του συνολικού φορτίου, γι'αυτό αντιμετωπίζονται ως ένα σύνολο. Ακόμη δημιουργούνται χαρακτηριστικές καμπύλες ισχύος-θερμοκρασίας για τα ευαίσθητα φορτία ως προς τη θερμοκρασία μέσω των οποίων προσδιορίζεται η συμπεριφορά τους και η επίδρασή τους στο συνολικό φορτίο. Σε αυτήν την κατηγορία δεν περιλαμβάνονται οι συσκευές που αποθηκεύουν ενέργεια -θερμική ή ψυκτική- για να τη χρησιμοποιήσουν σε άλλες χρονικές περιόδους του εικοσιτετραώρου.

Επίσης είναι απαραίτητο να συγκεντρωθεί πληροφορία γύρω από το επίπεδο κορεσμού των οικιακών συσκευών, από την αύξηση του αριθμού των πελατών, από το ποσοστό των ευαίσθητων φορτίων στη θερμοκρασία ως προς το αντίστοιχο συνολικό φορτίο των εμπορικών-βιομηχανικών, των υπόλοιπων πελατών, από τη συνολική τιμολογιακή πολιτική και τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης των συσκευών. Τα μη προβλέψιμα στοιχεία είναι εκείνα που παραμένουν σταθερά χρόνο με το χρόνο, όπως η βασική μορφή του φορτίου και η ευαισθησία ορισμένων χρήσεων ηλεκτρικής ενέργειας από τη θερμοκρασία και εν μέρει από τα επίπεδα της υγρασίας. Τα βασικά βήματα της μεθοδολογίας είναι τα εξής:

- α) Προσδιορισμός του ευαίσθητου από τη θερμοκρασία φορτίου μέσω κατάλληλου μοντέλου.
- β) Αναπροσαρμογή του τελικού φορτίου ανά χρόνο λόγω αντίστοιχης ανάπτυξης.
- γ) Επίδραση των προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου και βελτίωσης ενεργειακής απόδοσης.
- δ) Αναπροσαρμογή του βασικού μέρους του φορτίου και πρόβλεψη πωλήσεων.
- ε) Επίδραση στο τελευταίο των διαφόρων μέτρων διαχείρισης φορτίου κτλ.

στ) Συνολικό άθροισμα των δύο ανεξάρτητων συνιστωσών.

Σημειώνεται απλώς ότι για τους εμπορικούς-βιομηχανικούς καταναλωτές υπάρχουν δύο συνολικά ευαίσθητα φορτία ως προς τη θερμοκρασία, η συνολική θέρμανση και η συνολική ψύξη, χωρίς παραπέρα επεξεργασία. Επίσης οι υπόλοιποι καταναλωτές θεωρούνται ότι διαθέτουν μόνο βασική συνιστώσα φορτίου. Μετά ακολουθεί η άθροιση των τριών κατηγοριών καταναλωτών. Τα βασικά αποτελέσματα αφορούν τη συνολική συμπεριφορά τελικών χρήσεων ηλεκτρικής ενέργειας για διάφορες χρονικές περιόδους, τις πωλήσεις, την ενέργεια και την αιχμή του συστήματος και τελικά προσδιορίζονται οι επιπτώσεις τους στο συνολικό σχεδιασμό του συστήματος. Αντίστοιχη μεθοδολογία έχει παρουσιαστεί και στην παράγραφο 2.2.3δ με βάση το [A22].

Στη συνέχεια παρουσιάστηκε μία ύφεση στην εφαρμογή των μέτρων διαχείρισης φορτίου λόγω της απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας, με συνέπεια να μην αναπτυχθούν νέες μεθοδολογίες. Μόλις κατά τα τελευταία χρόνια αναπτύχθηκε μία νέα μεθοδολογία που στηρίχθηκε στην ασαφή λογική [A73]. Μ' αυτήν εφαρμόζεται ο απευθείας έλεγχος του φορτίου από την εταιρεία ηλεκτρικής ενέργειας. Συγκεκριμένα η εξωτερική θερμοκρασία, η επιθυμητή εσωτερική θερμοκρασία, η κατανομή του «κυκλικού επιστρεφόμενου» φορτίου εκφράζονται μέσω τριγωνικών ή τραπεζοειδών συναρτήσεων συμμετοχής τριών κατηγοριών -μικρό, μεσαίο και μεγάλο. Επίσης προσδιορίζονται οι διάφοροι κανόνες μεταξύ τους και έπειτα μέσω των κατάλληλων συναρτήσεων που ακολουθούν γίνεται ο τελικός προσδιορισμός του χρόνου λειτουργίας T_{off} .

$$\Gamma_l = \frac{\sum_{i=1}^n \gamma_i \cdot \mu_{\gamma_i}}{\sum_{i=1}^n \mu_{\gamma_i}} \quad (2.2.9-2)$$

$$T_{off(i,j)} = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{1}{PL_k} \left(\sum_{l=1}^m \frac{Ec_l - Ea_j}{\Gamma_l} \right) \cdot \mu_{PL_k}}{m \sum_{k=1}^n \mu_{PL_k}} \quad (2.2.9-3)$$

$$\mu_{T_{off(i,j)}} = \frac{\max(\mu_{Ea_i}, \mu_{Ec_j})}{1 + modulus(\mu_{Ea_i} - \mu_{Ec_j})} \quad (2.2.9-4)$$

$$T_{off} = \frac{\sum_{j=1}^n T_{off(i,j)} \cdot \mu_{T_{off(i,j)}}}{\sum_{j=1}^n \mu_{T_{off(i,j)}}} \quad (2.2.9-5)$$

όπου Γ_l είναι ο παράγοντας βάρους του PL_k φορτίου που ανταποκρίνεται στη θερμική αγωγιμότητα, $\mu_{T_{off(i,j)}}$ είναι η απλούστερη συνάρτηση συμμετοχής, Ec είναι η ασαφής έκφραση της επιθυμητής θερμοκρασίας και Ea η ασαφής έκφραση της διαφοράς εξωτερικής και επιθυμητής θερμοκρασίας, $T_{off(i,j)}$ μέρος του χρόνου εκτός λειτουργίας της συσκευής που αντανακλά στη μετάβαση από την κατάσταση i στην κατάσταση j και T_{off} ο συνολικός χρόνος εκτός λειτουργίας που ρυθμίζεται να κυμαίνεται μέσα σε καθορισμένα όρια, όπως από 15 ως 45 λεπτά. Στη συνέχεια καθορίζεται το ποσό της ενέργειας που απαιτεί ο καταναλωτής σε σχέση με το αρχικό και ο ρυθμός επιστροφής του. Το τελικό διαμορφωμένο φορτίο δίνεται από τις εξής σχέσεις:

$$L_{PB}(N+k) = \frac{\sum_{i=1}^{\alpha} \sum_{j=1}^Z \beta_{i,j} \cdot (Ec_i - Ea_j) \cdot N}{T_{off} \cdot (N+k)} \quad (2.2.9-6)$$

$$L_{net}(N) = L_{actual}(N) - L_{DLC}(N) + \sum_{j=1}^Z L_{PB}(N-j) \quad (2.2.9-7)$$

όπου N είναι ο αριθμός των συσκευών, $\beta_{i,j}$ ο ρυθμός επιστροφής ενέργειας -ως δεκαδικός- για την κατάσταση j -πλήθους Z - με βάση την ομάδα αρχικών καταστάσεων i πλήθους α .

Αντίστοιχα διαμορφώνονται οι συναρτήσεις κόστους που σχετίζονται τόσο με τα τιμολόγια, όσο και με τα στοιχεία της επένδυσης -κόστος επένδυσης, κόστος λειτουργίας πριν και μετά, ρυθμός απόσβεσης κεφαλαίου. Το αν προτιμηθεί ή όχι η εφαρμογή του μέτρου καθορίζεται τελικά κυρίως από τα οικονομικά κριτήρια.

Πάντως σε κάθε περίπτωση το πρόβλημα της ηλεκτρικής εταιρείας είναι να μην αναγκάζεται να επενδύει σε κατασκευή γεννητριών και άλλων στοιχείων του συστήματος για την κάλυψη της αιχμής του φορτίου που είναι λίγες ώρες κάθε έτος ή ένα μικρό χρονικό διάστημα κάθε μέρας [A72]. Κύριος στόχος τους είναι η ομαλοποίηση -αν όχι τελικός στόχος η επιπεδοποίηση- της χρονολογικής καμπύλης φορτίου. Γι'αυτό η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου θα πρέπει να είναι σε θέση να λάβει την ύπαρξη προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου.

2.2.10 Η σημασία του κόστους στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου

Σύμφωνα με τα όσα έχουμε προαναφέρει, η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό από τις αντίστοιχες προβλέψεις θερμοκρασίας, ταχύτητας και διεύθυνσης ανέμου -που μέσω των ανεμογεννητριών επιδρά στην παραγωγή-, όπως επίσης και από τα εφαρμοζόμενα προγράμματα διαχείρισης φορτίου σε συνδυασμό με την αντίστοιχη τιμολογιακή πολιτική [A16]. Όμως οι βασικοί λόγοι υλοποίησης της πρόβλεψης της ζήτησης είναι από τη μία πλευρά η κάλυψη των αναγκών των πελατών επιδιώκοντας την ομαλή λειτουργία του ηλεκτρικού συστήματος και από την άλλη η μεγιστοποίηση των καθαρών κερδών της ηλεκτρικής επιχείρησης υπακούοντας βέβαια στους εθνικούς νόμους και εξασφαλίζοντας την απαραίτητη κοινωνική πολιτική, πχ. την ηλεκτροδότηση απομονωμένων ακριτικών νησιών κτλ.. Εξαιτίας τούτων είναι αναγκαίο να προσδιορίσουμε τις οικονομικές επιπτώσεις της ανακριβούς πρόβλεψης φορτίου.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου επηρεάζει το πρόγραμμα λειτουργίας των γεννητριών, τις αγορές καυσίμων, το πρόγραμμα συντήρησης και την ανάλυση ασφάλειας του συστήματος. Η ακρίβεια που πετυχαίνει κανείς με τις διάφορες μεθοδολογίες είναι 2% με 5%, αλλά η πραγματική απαίτηση καθορίζεται από την οικονομική επίδραση. Ο υπολογισμός που παρουσιάζεται στο [A74] βασίζεται στην εφαρμογή της μεθόδου Monte-Carlo. Τα βασικά βήματα είναι:

- α) Ο ένας χρόνος διαιρείται σε 12 μήνες.
- β) Για κάθε μήνα γίνεται ο προσδιορισμός των διαθέσιμων γεννητριών λαμβάνοντας υπόψη τους διάφορους περιορισμούς των γεννητριών και του συστήματος.
- γ) Τα ωριαία πραγματικά φορτία είναι διαθέσιμα.
- δ) Χρησιμοποιείται το πρόγραμμα ένταξης μονάδων για το βέλτιστο ανά μέρα προγραμματισμό.

ε) Υποτίθεται ότι το ωριαίο προβλεπόμενο φορτίο είναι ίσο με το αντίστοιχο πραγματικό και έναν τυχαίο αριθμό που προβλέπεται με γνωστή κατανομή πιθανότητας, όπως η ομοιόμορφη ή κανονική.

στ) Το πρόγραμμα ένταξης και ρύθμισης μονάδων γίνεται σε μοναδιαίο επίπεδο χρησιμοποιώντας τα προβλεπόμενα ωριαία φορτία. Με αυτόν τον τρόπο προσομοιώνεται η πραγματική λειτουργία που επιτελούν οι χειριστές του συστήματος. Συγχρόνως γίνεται και ο υπολογισμός του συνολικού κόστους λαμβάνοντας υπόψη τα λειτουργικά κόστη, κόστη ένταξης ή σταματήματος μονάδων, ποινές για μη τήρηση συμφωνιών και αγορές για τη συνάντηση της ζήτησης φορτίου.

ζ) Υπολογίζεται η οικονομική ζημιά από τη διαφορά του προκύπτοντος κόστους και του κόστους με ιδανική πρόβλεψη.

η) Τα τρία τελευταία βήματα επαναλαμβάνονται πολλές φορές για τη στατιστική ανάλυση του προβλήματος. Όσο πιο μεγάλο είναι το πλήθος, τόσο πιο ακριβής θα είναι η απάντηση. Γι'αυτό ο απαραίτητος αριθμός δειγμάτων είναι ίσος με :

$$n = \frac{z_{1-\alpha/2} \cdot \sigma}{E} \quad (2.2.10-1)$$

όπου E το μέγιστο μηνιαίο επιτρεπόμενο σφάλμα για την οικονομική επίδραση, $1-\alpha$ είναι η επιθυμητή πιθανότητα για την οποία η πραγματική οικονομική επίδραση δε διαφέρει από την προσδιοριζόμενη περισσότερο από $\pm E$, σ η τυπική απόκλιση του κόστους λόγω της επίδρασης και $z_{1-\alpha/2}$ είναι το $(1-\alpha/2) \times 100\%$ για τη μοναδιαία κανονική κατανομή.

θ) Με την εύρεση των απαραίτητων δειγμάτων και την επανάληψη της διαδικασίας όσες φορές είναι απαραίτητη, προκύπτουν τόσο τα μηνιαία στοιχεία, όσο και τα ετήσια, όπου η μέση ετήσια τιμή είναι το άθροισμα των 12 μηνιαίων μέσων τιμών και η αντίστοιχη τυπική απόκλιση η ρίζα του αθροίσματος των τετραγώνων των αντίστοιχων μηνιαίων τυπικών αποκλίσεων.

Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε μία εφαρμογή του μοντέλου για ένα υποθετικό σύστημα μεσαίου μεγέθους 20 θερμικών μονάδων θεωρώντας τις όλες διαθέσιμες, ενώ η εφεδρεία του συστήματος είναι ίση με το 10% του φορτίου. Επίσης περιλαμβάνεται μία διαδικασία «αγορών» που καλείται είτε να καλύψει τις ανάγκες ενέργειας με αγορές, όταν υπάρχει έλλειψη ισχύος, είτε να πουλήσει ισχύ, όταν το άθροισμα των πιθανών γεννητριών του συστήματος είναι μεγαλύτερο από τη ζήτηση του συστήματος.

Το γενικό συμπέρασμα είναι ότι όσο αυξάνεται το πραγματικό φορτίο και όσο αυξάνεται το σφάλμα πρόβλεψης φορτίου, τόσο αυξάνουν αντίστοιχα η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση του επιπλέον κόστους λόγω της ανακρίβειας της πρόβλεψης. Βέβαια σημαντικό ρόλο παίζουν και οι παράμετροι της εφεδρείας και της διαθεσιμότητας των διαφόρων μονάδων που στην παρούσα φάση αγνοούνται. Ομοίως αποδεικνύεται ότι όσο αυξάνεται ο συντελεστής χρησιμοποίησης του συστήματος ή όσο αυξάνεται η ανακρίβεια γνώσης της αιχμής του φορτίου -που παίζει πιο σημαντικό ρόλο από τα άλλα ωριαία φορτία-, τόσο αυξάνεται η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση της διαφοράς κόστους λόγω της έλλειψης ακρίβειας στην πρόβλεψη του φορτίου.

Ένας εναλλακτικός τρόπος πιθανοτικής επεξεργασίας του κόστους λόγω της αβεβαιότητας της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου είναι ο ακόλουθος [A75]. Είναι γνωστό ότι η προβλεπόμενη ζήτηση επηρεάζεται κατά κύριο λόγο από την πρόβλεψη της θερμοκρασίας. Σ'αυτήν την περίπτωση υπάρχει η κατηγοριοποίηση του φορτίου σε τρεις βασικές κατηγορίες -μικρό, μεσαίο, μεγάλο-, όπως και με βάση τις εποχές. Μέσω κατάλληλων τυπικών μορφών αλλαγής της θερμοκρασίας και πιθανοτικών μοντέλων είναι δυνατό να προσδιοριστεί με κατάλληλες δειγματοληψίες το κόστος ανάμεσα στην πραγματοποιηθείσα πρόβλεψη και στην τέλεια «πρόβλεψη».

Η παραπάνω μεθοδολογία εφαρμόστηκε από τους ίδιους -στο [A76]- σε μία διαδικασία εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων μέσω δύο ειδών τετραγωνικών σφαλμάτων, των ελαχίστων και με βάρος σχετικό με το κόστος ανά ώρα. Συγκεκριμένα ο στόχος είναι η μείωση της χρήσης ακριβών μονάδων κατά τις ώρες αιχμής, γι'αυτό χρησιμοποιώντας βάρη

ανάλογα του οριακού κόστους του συστήματος δίνεται 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, το οποίο δεν ισχύει για τα περισσότερα συστήματα, όπως και για το ελληνικό. Από την εκτέλεση προέκυψε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν από άποψη σφάλματος με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων για όλη την περίοδο, ενώ από την πλευρά του κόστους με τη μέθοδο των βαρών. Επίσης η βέλτιστη λύση είναι ο συνδυασμός τους βελτιώνοντας ακόμη περισσότερο το σφάλμα και κυρίως το κόστος, αν εφαρμοστεί η μέθοδος των βαρών για τις ώρες αιχμής και των ελαχίστων τετραγώνων για τις υπόλοιπες ώρες γλιτώνοντας ουσιαστικά από την αρχική ιδανική πρόβλεψη γύρω στο 3,5% επιπλέον κόστος και φθάνοντας το σφάλμα σε 2,366% έναντι 2,523% και 2,783% χωρίς και με βάρη αντίστοιχα.

Επίσης αναπτύχθηκαν και μεθοδολογίες αξιολόγησης των κερδών από τη χρήση βελτιωμένων μοντέλων πρόβλεψης φορτίου και ταχύτητας του ανέμου, όπως αυτής του [A67], την οποία αναλύσαμε στην παράγραφο 2.2.8. Βέβαια στην αντίστοιχη εφαρμογή για το νησί της Κρήτης δεν υπήρξε σημαντική μείωση του κόστους, γεγονός που αποδεικνύει τη σημασία που έχει σε κάθε περίπτωση η δομή και η ανάπτυξη του κάθε ηλεκτρικού συστήματος, όπως και τα αντίστοιχα κλιματικά στοιχεία μίας περιοχής ως προς τη συμπεριφορά των μεθοδολογιών πρόβλεψης φορτίου.

2.2.11 Οι τελευταίες δυνατότητες βελτιστοποίησης των μεθοδολογιών για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και γενικότερης υφής συμπεράσματα

Τέλος κατά το τελευταία δύο έτη έχουν προταθεί ορισμένες βελτιώσεις, ώστε να αυξήσουν την ακρίβειά τους οι μέθοδοι βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου επιβεβαιώνοντας τη στροφή προς τα νευρωνικά δίκτυα.

Συγκεκριμένα στο [A77] προτείνεται η κατάλληλη επεξεργασία και ομαδοποίηση των δεδομένων για τη βελτίωση της συμπεριφοράς των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου. Αναλυτικότερα για κάθε μέρα προσδιορίζεται η μέση, η ελάχιστη, η μέγιστη θερμοκρασία και για κάθε ώρα μέσω της διασποράς και της μέσης τιμής υπολογίζεται η ισοδύναμη θερμοκρασία *-z-score*. Στη συνέχεια για κάθε μέρα θεωρείται ένα εξιδιάστατο διάνυσμα με το *z-score* -σημερινής και προηγούμενης μέρας- και διαμορφώνονται κατάλληλες γειτονιές με βάση αυτά τα ιστορικά στοιχεία, χωρίς να λαμβάνονται υπόψη οι ιδιαίτερες μέρες και προσδιορίζεται για την ημέρα «στόχο» η απόστασή της από την κάθε γειτονιά. Για κάθε τύπο μέρας υπάρχει το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο και μέσω κατάλληλης εκπαίδευσης του δικτύου προσδιορίζεται ο αριθμός των κρυμμένων νευρώνων, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα έχοντας χωρίσει τα στοιχεία της κάθε ομάδας σε δύο υποομάδες -για εκπαίδευση και δοκιμή. Τελικά μπορούμε να προχωρήσουμε σε προβλέψεις ως 120 ώρες μπροστά με σφάλματα, των οποίων η μέση τιμή δεν ξεπερνά το 2,5%. Βέβαια σε κάθε περίπτωση το αποτέλεσμα εξαρτάται από τα δεδομένα της κάθε εταιρείας. Η μέθοδος στηρίζεται στην εύρεση του *κ-οστού* γείτονα μέσω κατάλληλων διανυσμάτων και αποστάσεων λαμβάνοντας υπόψη τα αντίστοιχα δεδομένα έτσι, ώστε η μέρα που μοιάζει να μπαίνει στην αντίστοιχη υποομάδα εκπαίδευσης.

Μία εναλλακτική μορφή σύγκρισης και κατηγοριοποίησης παρουσιάζεται στο [A78]. 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.

Επίσης ενδιαφέρουσες εφαρμογές με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου γίνονται με τα πολυεπίπεδα χρησιμοποιώντας ως εισόδους εκπαίδευσης σήματα με λευκό θόρυβο διαμορφώνοντας τα αντίστοιχα βάρη. Από τις μελέτες [A79] έχει προκύψει ότι τα τελικά αποτελέσματα επηρεάζονται δυσμενώς, αλλά σε σχέση με τη θορυβώδη κατάσταση βελτιώνονται σημαντικά μέσω κατάλληλων διορθωτικών σχέσεων. Αυτό έχει ιδιαίτερη σημασία, αν σκεφτεί κανείς ότι στην πράξη υπάρχουν μετρήσεις με σφάλματα που είναι δύσκολο, αν όχι αδύνατο, να εντοπιστούν και να αντιμετωπιστούν. Η μέθοδος αυτή είναι πολλά υποσχόμενη, αν εξελιχθεί και συμπεριλάβει και άλλα είδη θορύβου, εκτός του λευκού.

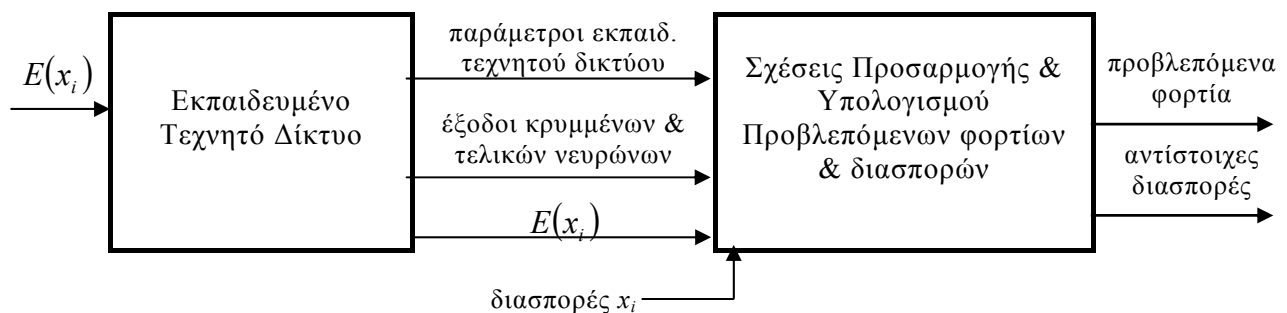
Τέλος έχει συστηματοποιηθεί η μελέτη των επιπτώσεων των πιθανοτικών εισόδων στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου [A80]. Συγκεκριμένα συνήθως λαμβάνονται υπόψη τα φορτία της προηγούμενης μέρας, οι αντίστοιχες θερμοκρασίες και οι προβλεπόμενες θερμοκρασίες της μέρας που θέλουμε την πρόβλεψη.

Στην παρούσα περίπτωση γίνεται λόγος για την πρόβλεψη της ημερήσιας αιχμής. Συγκεκριμένα η μέθοδος χωρίζεται σε δύο τμήματα α) στο αρχικό νευρωνικό δίκτυο που εκπαιδεύεται από πραγματικά ιστορικά στοιχεία και β) χρησιμοποιώντας το προηγούμενο δίκτυο και μία ομάδα εξισώσεων προσδιορίζονται τα προβλεπόμενα φορτία και η διασπορά τους. Οι βασικές εξισώσεις είναι οι ακόλουθες:

$$E(z) = h(E(x_1), E(x_2), \dots, E(x_n)) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 h}{\partial x_i^2} \text{var}(x_i) + \sum_i \sum_{j, i < j} \frac{\partial^2 h}{\partial x_i \partial x_j} \{[x_i - E(x_i)][x_j - E(x_j)]\} \quad (2.2.11-1)$$

$$\text{var}(z) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial h}{\partial x_i} \right)^2 \cdot \text{var}(x_i) \quad (2.2.11-2)$$

όπου ο τελευταίος παράγοντας της σχέσης (2.2.11-1) παραλείπεται, όταν είναι ασυσχέτιστα τα x_i μεταξύ τους. Γίνεται εφαρμογή με σιγμοειδή συνάρτηση και με συνάρτηση λευκού θορύβου Gauss στο κρυμμένο επίπεδο και με γραμμική συνάρτηση εξόδου.



Σχήμα 2.2.11-1: Δομή προτεινόμενης μεθόδου

Από την εκτέλεση του αντίστοιχου προγράμματος προέκυψε με τη χρήση στοιχείων ενός έτους για εκπαίδευση και ενός έτους για έλεγχο ότι η μέση τιμή του απόλυτου σφάλματος είναι ίση με 2,21%, ενώ, αν αγνοηθούν οι θερμοκρασίες γίνεται ίσο με 4,87%.

Λήφθηκαν υπόψη για το φορτίο L_j το φορτίο L_{j-1} , η μέγιστη προβλεπόμενη θερμοκρασία T_{jmax} , η ελάχιστη T_{jmin} , d_1, d_2, d_3, d_4, d_5 για το είδος της εργάσιμης μέρας -αγνοήθηκαν οι γιορτές. Από εδώ φάνηκε η αναγκαιότητα της θερμοκρασίας.

Στη συνέχεια για τα T_{jmax} και T_{jmin} που είναι πιθανοτικά μεγέθη χρησιμοποιήθηκαν τρεις διαφορετικές πιθανοτικές κατανομές -κανονική, μοναδιαία, λογαριθμική κανονική με κατάλληλες τιμές σε μέση τιμή και τυπική απόκλιση ίση με 5. Σε κάθε περίπτωση λήφθηκαν 100 διαφορετικές ψευδοτιμές, οπότε με βάση αυτά τα στοιχεία προσδιορίζει κανείς τα αντίστοιχα ζητούμενα μεγέθη της τροποποιημένης μεθόδου παρουσιάζοντας βελτίωση έναντι της κλασικής και με τις τρεις πιθανοτικές συναρτήσεις, δίνοντας σαφές προβάδισμα στην κανονική μέθοδο.

Σε κάθε περίπτωση όμως διαπιστώνουμε ότι τα πολυεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν καθιερωθεί στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου λόγω των καλύτερων αποτελεσμάτων που δίνουν σε σχέση με τις κλασικές μεθοδολογίες και λόγω της απλούστερης -εννοιολογικά- δομής τους σε σχέση με τις υπόλοιπες μορφές τεχνητής νοημοσύνης.

Τα σφάλματα, όπως μέση τιμή απόλυτου σφάλματος, η ρίζα της μέσης τιμής των τετραγώνων των σφαλμάτων, είναι της τάξης του 2% και μικρότερο. Όμως η τελική τιμή δεν εξαρτάται μόνο από τη δομή του νευρωνικού δικτύου -αρχιτεκτονική δικτύου, πλήθος εισόδων, κρυμμένα επίπεδα, μέθοδος εκπαίδευσης κτλ.-, αλλά και από το ίδιο το ηλεκτρικό σύστημα και τις κλιματολογικές συνθήκες της περιοχής που καλύπτει.

2.3 Πολύ Βραχυπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου

Η πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου -very short-term load forecasting- είναι η πρόβλεψη της ζήτησης του φορτίου για τα επόμενα 30 λεπτά ως μία ώρα με βήματα μερικών δευτερολέπτων ως λεπτού. Έχει ως στόχο τη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων, όπως επίσης διαδραματίζει 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, ενώ δίνει συγχρόνως χρήσιμα στοιχεία στα προγράμματα ασφάλειας του συστήματος.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος έχουν εφαρμοστεί ασαφή λογική και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και αυτοπαλινδρομικά μοντέλα συνολικού χρόνου 30 λεπτών ανά διαστήματα 1 με 2 λεπτών [A81]. Από τη μελέτη αυτών των μοντέλων που έχουν ως εισόδους κατά κύριο λόγο τα φορτία κάθε λεπτού της προηγούμενης μισής ώρας πρόέκυψε ότι τα δύο πρώτα έχουν μικρή μέση τετραγωνική τιμή σφάλματος στα πρώτα τριάντα λεπτά γύρω στο 1%. Στα τεχνητά πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα με προς τα πίσω διάδοση σφάλματος χρησιμοποιούνται και ορισμένοι χρονικοί παράμετροι της μορφής $\sin(2\pi kT/1440)$, $\cos(2\pi kT/1440)$, $\sin^2(2\pi kT/1440)$, $\cos^2(2\pi kT/1440)$ με T ίσο με 1 λεπτό, όπως επίσης η διακύμανση της συχνότητας, η διακύμανση της καθαρής συναλλαγής ενέργειας, το φιλτραρισμένο και μη λάθος περιοχής ελέγχου. Επίσης οι συναρτήσεις εξόδου είναι γραμμικές, των κρυμμένων νευρώνων είναι σιγμοειδείς, χωρίς να καθορίζεται το πλήθος των νευρώνων στο επίπεδο.

Από όλα τα μοντέλα λαμβάνουμε τα στοιχεία των επόμενων 30 λεπτών. 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, 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%, η οποία είναι ιδιαίτερα υψηλή.

Γενικότερα στην πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου το κλασικό μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στην εύρεση του τελικού φορτίου 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.

Αντίθετα η προτεινόμενη -στο [A82]- μέθοδος στηρίζεται στις ακόλουθες σχέσεις, όπου η πρόβλεψη του παράγοντα δ της πρώτης σχέσης γίνεται μέσω της τρίτης:

$$\hat{L}_{t+l} = L_t(1 + \hat{\delta}_{t+l}) \quad (2.3-1)$$

$$\delta_{t+l} = \frac{L_{t+l} - L_t}{L_t} \quad (2.3-2)$$

$$\delta_{t+l} = h(t, \delta_t, \delta_{t-1}, \dots, \delta_{t-n}) \quad (2.3-3)$$

Δηλαδή ουσιαστικά 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 τ'άλλα ημερών, η σχετική μεταβολή του φορτίου παραμένει σταθερή. Με βάση αυτήν τη διαδικασία γίνεται η επιλογή εκείνων των μεταβλητών που επηρεάζουν την έξοδο στηριζόμενοι στους συντελεστές συσχέτισης και βλέποντας ποιες από τις εισόδους αλληλοεπικαλύπτονται, ώστε να επιλέξουμε τις 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.

Στη συνέχεια γίνεται η επιλογή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου, το οποίο αποτελείται από μία ομάδα πέντε μικρών πολυεπίπεδων δικτύων για κάθε περίοδο μίας μέρας -για εργάσιμες είναι 0-5-9-15-20-0 και για μη 0-4-8-14-19-0. Ο αριθμός των νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο είναι παντού 3, εκτός από της δεύτερης και της τέταρτης περιόδου της εργάσιμης μέρας που είναι 4. Για τις εργάσιμες μέρες ως εισόδους έχουμε την ώρα της μέρας και τις τρεις τελευταίες σχετικές μεταβολές του φορτίου, ενώ για τις μη εργάσιμες έχουμε την ώρα της μέρας και τις δύο τελευταίες σχετικές αντίστοιχες μεταβολές. Η ενεργοποίηση των κρυμμένων νευρώνων γίνεται με την υπερβολική εφαπτομένη, ενώ των νευρώνων εξόδου με γραμμική. Στη συνέχεια η εκπαίδευση γίνεται με την προς τα πίσω διάδοση σφάλματος μέθοδο παραλλαγής *Levenberg-Marquardt* με δεδομένα από τις τρεις τελευταίες εβδομάδες και τις δύο αντίστοιχες περσινές με δειγματοληψία ανά 3 με 5 λεπτά. Έπειτα ακολουθεί η αξιολόγηση του δικτύου από την οποία προέκυψαν ότι τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά μειώνοντας την αντίστοιχη μέση τιμή απόλυτου σφάλματος κατά 47% και το χρόνο εκπαίδευσης κατά 66%.

Συνεπώς και σ'αυτήν την περίπτωση προκύπτει σημαντική βελτίωση της συμπεριφοράς της πολύ βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου λόγω της χρήσης των τεχνητών πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων.

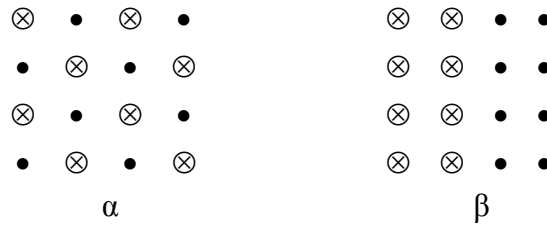
2.4 Μεσοπρόθεσμη & Μακροπρόθεσμη Πρόβλεψη Φορτίου

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου γίνεται για ένα έτος με χρονικό βήμα εβδομάδας, ενώ η μακροπρόθεσμη με χρονικό ορίζοντα 10-20 ετών με χρονικό βήμα ενός έτους. Η πρώτη αφορά κυρίως τη ρύθμιση των προγραμμάτων συντήρησης των μονάδων παραγωγής και αξιοποίησης των διαθέσιμων υδάτινων και λοιπών πόρων στις καταλληλότερες χρονικές περιόδους του έτους. Η δεύτερη ασχολείται κυρίως με 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. Συνήθως αντιμετωπίζονται μαζί, διότι ξεκινώντας κανείς από τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη, εύκολα μπορεί να μεταβεί στο επόμενο επίπεδο, αν λάβει υπόψη

του την εποχιακή κυκλικότητα του κλίματος κτλ.. Γι' αυτό άλλωστε συνδυάζονται κατάλληλα με οικονομικοτεχνικές μελέτες μεσο- και μακροπρόθεσμου σχεδιασμού [A83].

Αρχικά η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου στα συστήματα της διανομής προσδιορίζονται με τους παράγοντες που επιδρούν στο σχεδιασμό και τις επιπτώσεις τους λόγω σφαλμάτων εκτίμησης. Η βασική ιδέα στο [A84] ήταν να χωριστεί η περιοχή σε κελιά που προσδιορίζονταν από τις οριζόντιες συντεταγμένες (n,m) . Στόχος ήταν η πρόβλεψη του φορτίου του αντίστοιχου κελιού στο μέλλον γνωρίζοντας το σημερινό φορτίο και ίσως των προηγούμενων ετών. Αν χρησιμοποιούσαν συγκριμένο χρονικό παράθυρο -π.χ. 10 ετών- και η πρόβλεψη γινόταν για τον τρέχον «άγνωστο» έτος, τότε θα ξεφεύγαμε από τον παράγοντα του χρόνου. Συγχρόνως θα ήταν δυνατό να εκτιμήσουμε τη μέση τιμή, την τυπική απόκλιση, τη ρίζα των τετραγωνικών τιμών και το άθροισμα των απόλυτων των σφαλμάτων, ώστε να είναι δυνατή η αξιολόγηση της μεθόδου. Σε κάθε περίπτωση όμως βρίσκοντας το σφάλμα που πραγματοποιούνταν κατά το τρέχον έτος, δε συνεπαγόταν απαραίτητα ότι θα υπήρχε παρόμοια εξέλιξη και τα επόμενα χρόνια.

Όμως σημαντικό ρόλο διαδραμάτισε σε κάθε περίπτωση ο τρόπος κατανομής των σφαλμάτων στο κελί. Το πόσο διαφορετική επίδραση θα υπήρχε στην εξέλιξη του φορτίου φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα:



Σχήμα 2.4-1: Κατανομή σφάλματος στο χωρικό κελί

όπου $\otimes$ είναι θετικό σφάλμα σε ένα κελί και $\bullet$ αρνητικό σφάλμα, έστω του ίδιου μέτρου προς απλοποίηση της μελέτης. Από αυτό προκύπτει άμεσα ότι ακόμη και τα τέσσερα είδη σφάλματος να ήταν ίσα, δεν θα ήταν απαραίτητο να υπάρχει ομοιόμορφη κατανομή του στην οριζοντιογραφική αποτύπωση, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.4.1β, με συνέπεια να υπάρχει κίνδυνος μη σωστής τοποθέτησης ή διαστασιολόγησης του υποσταθμού εντός του κελιού.

Γι' αυτό για τον υπολογισμό του σφάλματος χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθες σχέσεις, ώστε να είναι δυνατή η αντιμετώπιση της ανομοιόμορφης κατανομής σφαλμάτων ορίζοντας ότι $S((i,j),(m,n))$ είναι 1, όταν τα κελιά (i,j) και (m,n) ανήκουν στον ίδιο τον υποσταθμό, αλλιώς είναι 0, και ότι $t(i,j)$ είναι ο αριθμός των κελιών που εξυπηρετούνται από τον υποσταθμό που εξυπηρετεί και το κελί (i,j) , $u(i,j)$ είναι η καθαρή επίδραση του κελιού (i,j) στο συνολικό σφάλμα πρόβλεψης του υποσταθμού και U_s η συνολική επίδραση στο σχεδιασμό του συστήματος των υποσταθμών:

$$u(i,j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S((i,j),(m,n)) \cdot e(m,n)}{t(i,j)} \quad (2.4-1)$$

$$U_s = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |u(i,j)|}{M \cdot N} \quad (2.4-2)$$

$$t(i,j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S((i,j),(m,n)) \quad (2.4-3)$$

Αυτή η τεχνική αποτέλεσε μία πρακτική, χρήσιμη μέθοδος για την αξιολόγηση των υποψήφιων μεθόδων πρόβλεψης φορτίου έναντι των μελλοντικών αναγκών των υποσταθμών. Μπορεί να εφαρμοστεί και στους τροφοδότες χρησιμοποιώντας πάλι την ίδια δομή εξισώσεων. Θεωρητικά μπορούμε να μεταβούμε από το επίπεδο των διαστάσεων που είναι ένα είδος χρόνου στο αντίστοιχο επίπεδο της συχνότητας, ώστε να αποδειχθεί τελικά ότι αυτή η μεθοδολογία είναι ουσιαστικά η εφαρμογή ενός «βαθυπερατού» φίλτρου για τα σφάλματα που εκτείνονται γύρω από τον υποσταθμό. Συγκεκριμένα αν θεωρήσουμε ότι στη θέση της συνάρτησης $S((i,j),(m,n))$ τοποθετήσουμε τον παράγοντα $P_s(d)$ που εκφράζει την πιθανότητα ένα συγκεκριμένο κελί (i,j) που βρίσκεται σε απόσταση d από το τυχαίο κελί (m,n) να εξυπηρετούνται από τον ίδιο υποσταθμό, τότε η τιμή του παράγοντα είναι 1 για δ ίσο με 0 και 0 για απόσταση πέρα από β . Η καθαρή επίδραση $u_s(i,j)$ του κελιού (i,j) στο συνολικό σφάλμα πρόβλεψης του υποσταθμού και η συνολική επίδραση στο σχεδιασμό του συστήματος των υποσταθμών uf_s είναι οι ακόλουθες:

$$u_s(i,j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N P_s\left(\sqrt{(i-m)^2 + (j-n)^2}\right) \cdot e(m,n)}{\sum_{i=-\beta}^{\beta} \sum_{j=-\beta}^{\beta} P_s\left(\sqrt{i^2 + j^2}\right)} \quad (2.4-4)$$

$$uf_s = W \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |u_s(i,j)|}{M \cdot N} \quad (2.4-5)$$

όπου W στην πράξη λαμβάνεται ίσος με τη μονάδα. Η μετατροπή στο πεδίο της «συχνότητας» γίνεται σύμφωνα με τη θεωρία σήματος μέσω της ακόλουθης σχέσης:

$$u_s(i,j) = \frac{\sum_{m=\beta}^{\beta} \sum_{n=-\beta}^{\beta} P_s\left(\sqrt{m^2 + n^2}\right) \cdot e((i+m),(j+n))}{\sum_{i=-\beta}^{\beta} \sum_{j=-\beta}^{\beta} P_s\left(\sqrt{i^2 + j^2}\right)} \quad (2.4-6)$$

όπου $e((i+m),(j+n))$ είναι 0, αν το $i+m$ ή το $j+n$ είναι εκτός της περιοχής M,N . Χάρη στο φίλτρο δεν επιτρέπονται υψηλές συχνότητες σφάλματος, ενώ ανταποκρίνεται πλήρως στο χωρικό σφάλμα της μηδενικής συχνότητας, που είναι η μέση τιμή όλων των σφαλμάτων κελιών επηρεάζοντας αντίστοιχα το σχεδιασμό του συστήματος, αν υπάρχει υπέρ- ή υπό-διαστασιολόγηση του συστήματος. Με την πειραματική εφαρμογή αυτής της μεθόδου ορίστηκε το απαραίτητο μέγεθος των κελιών ως το μισό του αντιστρόφου της χωρικής συχνότητας αποκοπής του φίλτρου και κυρίως είναι δυνατό να εκτιμήσουμε την αποτελεσματικότητα ορισμένων μεθόδων πρόβλεψης φορτίου λαμβάνοντας υπόψη και τη χωρική κατανομή του σφάλματος.

Γενικότερα οι μέθοδοι μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου μπορούν να διακριθούν στις αναλυτικές που στηρίζονται σε δεδομένα παρελθόντων ετών και σε εκείνες που γίνεται συσσώρευση και αξιοποίηση πληροφοριών με βάση την κρίση του χειριστή [A85]. Στη συνέχεια οι αναλυτικές χωρίζονται σε εκείνες που χρησιμοποιούν στοιχεία για τον προσδιορισμό της αύξησης του φορτίου σε έναν υποσταθμό με βάση τα υπάρχοντα ιστορικά δεδομένα και σε εκείνες που πραγματοποιούν πρόβλεψη φορτίου με βάση τη χρήση γης ή τους τύπους καταναλωτών βρίσκοντας διαφορετικούς ρυθμούς αύξησης φορτίου για κάθε παράγοντα και συνολικά για κάθε σημείο αναφοράς του δικτύου.

Για την ανάπτυξη μεθόδων που στηρίζονται στη χρήση γης είναι απαραίτητο να υπάρξει σημαντική ποσότητα πληροφορίας για κάθε τάξη φορτίου και για κάθε χρήση γης σε μέγεθος μικρής περιοχής. Το είδος γης θα πρέπει να θεωρηθεί ως ένας τρόπος έκφρασης των κατηγοριών των καταναλωτών με αρκετές υποκατηγορίες, όπως ο οικιακός καταναλωτής που μπορεί να διακριθεί σε αγροτικά σπίτια, μίας οικογένειας, διαμερίσματα κτλ.. Τα δεδομένα για τη χρήση γης μπορούν να προέλθουν από αεροφωτογραφίες, από χρήση δορυφορικών συστημάτων παρακολούθησης της επιφάνειας της γης, από υπηρεσίες ή συστήματα πληροφοριών πελατών κτλ.. Τα δεδομένα χρήσης γης με βάση μικρές περιοχές επιτρέπουν τον υπολογισμό του φορτίου στη βασική περιοχή. Επίσης στη μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη γίνεται ο προσδιορισμός της ανάπτυξης του φορτίου στηριζόμενοι στις μελλοντικές πυκνότητες και στα είδη χρήσεων γης στις διάφορες περιοχές που μετατρέπονται σε ηλεκτρικό φορτίο. Δίνεται ιδιαίτερη προσοχή στις κενές χρήσεις γης που μπορεί να μας δημιουργήσουν προβλήματα στον προσδιορισμό ή την πρόβλεψη φορτίου. Οι ίδιες μικρές περιοχές μελετήθηκαν με τους εξής τρόπους:

α) Με χρήση δεδομένων από αεροφωτογραφίες και αντιστοίχιση χρήσης γης-φορτίου υποσταθμού ή τροφοδότη.

β) Όμοια με προηγούμενο μόνο που η πληροφορία έχει υποστεί ποιοτικούς περιορισμούς και δεν υπάρχει ο χαρακτήρας της κενής γης.

γ) Με χρήση πληροφοριών χρήσης γης από το σύστημα πληροφοριών πελατών και από τα δεδομένα διαχείρισης φορτίου μετασχηματιστή.

δ) Όπως και προηγούμενος, μόνο που η πληροφορία έχει υποστεί ποιοτικούς περιορισμούς και δεν υπάρχει ο χαρακτήρας της κενής γης.

ε) Με συνδυασμένη χρήση των πληροφοριών για χρήση γης του (α) και (γ).

στ) Με χρήση πληροφοριών από δορυφορικό σύστημα για χρήση γης με την εφαρμογή της πολυφασματικής τεχνικής κατηγοριοποίησης. Η αντιστοίχιση γης-φορτίου γίνεται, όπως και στο (α), με παλινδρόμηση.

ζ) Όπως και προηγούμενος, αλλά περιλαμβάνοντας ιδιαίτερη μέριμνα για τον τρόπο αύξησης του φορτίου στις κενές και ανοικτές περιοχές.

Όλες οι μέθοδοι παρουσιάζουν μέση τιμή απόλυτου σφάλματος της τάξης του 6%, με μικρή υπερχή της πέμπτης μεθόδου που έχει τη μικρότερη τιμή -ίση με 5,4%. Επίσης προέκυψε στην πράξη ότι, ενώ διαφέρουν σημαντικά ορισμένες μέθοδοι στις χρήσεις γης, στα προβλεπόμενα φορτία αμβλύνεται η διαφορά. Ακόμη παρατηρήθηκε ότι η χρήση περισσότερων χρόνων ως δεδομένα -και όχι ενός- δεν έφερε βελτίωση των αποτελεσμάτων. Επίσης όσο πιο μικρό γίνεται το μέγεθος επεξεργασίας, τόσο περισσότερο θα ανέμενε κανείς να αυξηθεί το κόστος, ωστόσο δε συμβαίνει αυτό, καθώς υπάρχει μία περιοχή κάποιου μεγέθους -η οποία ποικίλει από χώρα σε χώρα π.χ. για Η.Π.Α. είναι γύρω στα 5 εκτάρια- για την οποία υπάρχουν λίγες χρήσεις γης -δύο ή τρεις- που περιορίζουν πολύ το χρόνο επεξεργασίας για έναν πεπειραμένο μελετητή και είναι πιο συμφέρουσα η κατάσταση από την περίπτωση μελέτης 150 ως 640 εκταρίων, όπου αντιμετωπίζει πάνω από 10 με 15 είδη χρήσεις γης.

Σε κάθε περίπτωση η ποιότητα των δεδομένων και οι διάφοροι περιορισμοί που προκύπτουν από την ελεύθερη γη, όπως και η συλλογή δεδομένων είναι πολύ σημαντικά στοιχεία. Ταυτόχρονα τονίζεται ότι το ταίριασμα του φορτίου σήμερα, δε σημαίνει απαραίτητα και καλή μελλοντική πρόβλεψη.

Οι ίδιοι μελετητές ανέπτυξαν για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου στο [A86] μία παλινδρομική μέθοδο ταιριάσματος καμπυλών που λαμβάνει υπόψη τη μεταφορά φορτίου ανάμεσα σε υποσταθμούς, για να είναι δυνατή η ακριβέστερη πρόβλεψη. Ενώ αρχικά η παλινδρομική μέθοδος στηρίζεται στην ακόλουθη σχέση:

$$l_k(t) = a_0 + a_1 \cdot t + \dots + a_w \cdot t^w \quad (2.4-7)$$

όπου $l_k(t)$ είναι το φορτίο και α_0 ως α_w είναι παράμετροι της σχέσης που υπολογίζονται με ιστορικά δεδομένα των z τελευταίων ετών. Για να λάβει υπόψη του και τη μεταφορά ισχύος ανάμεσα σε δύο υποσταθμούς, αρχικά ορίζουμε για τον k -ιστό υποσταθμό ότι:

$$Y_k = [l_k(1) \quad l_k(2) \quad \dots \quad l_k(z) \quad l_k(h)]^T \quad (2.4-8)$$

όπου h είναι ο χρόνος στον οποίο τελειώνει ο χρόνος πρόβλεψης π.χ. είναι ίσος με 20. Επίσης ορίζεται και ένας πίνακας από παραμέτρους ως:

$$U = \begin{bmatrix} 1^0 & 1^1 & \dots & 1^w \\ 2^0 & 2^1 & \dots & 2^w \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z^0 & z^1 & \dots & z^w \\ h^0 & h^1 & \dots & h^w \end{bmatrix} \quad (2.4-9)$$

οπότε ο πίνακας παραμέτρων -λαμβάνοντας υπόψη τα ιστορικά δεδομένα- είναι ίσος με:

$$A_k = [U_k^T \cdot U_k]^{-1} \cdot U_k^T \cdot Y_k \quad (2.4-10)$$

Με αυτόν τον τρόπο προσδιορίζεται το φορτίο $l_k(t)$ για $T < t < h$ ελαχιστοποιώντας το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων. Για όλους τους υποσταθμούς πλήθους M έχοντας T' ίσο με το πλήθος των ιστορικών δεδομένων z αυξημένο κατά 1 -λόγω του τελευταίου έτους του χρονικού ορίζοντα που επίσης χρησιμοποιείται στην πρόβλεψη- προκύπτει τελικά ότι η μήτρα παραμέτρων δίνεται από τις σχέσεις:

$$A_{FM} = [A_1 \quad \dots \quad A_m \quad \dots \quad A_M]^T \quad (2.4-11)$$

$$Y_{FM} = [Y_1 \quad \dots \quad Y_m \quad \dots \quad Y_M]^T \quad (2.4-12)$$

$$U_M = \begin{bmatrix} U & O & \dots & O \\ O & U & \dots & O \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ O & O & \dots & U \end{bmatrix} \quad (2.4-13)$$

$$A_{FM} = [U_M^T \cdot R_M \cdot U_M]^{-1} \cdot U_M^T \cdot R_M \cdot Y_M \quad (2.4-14)$$

όπου O είναι ο αντίστοιχος μηδενικός πίνακας του U και R είναι ο πίνακας για τον οποίο ισχύει ότι $R(m,n)=R(n,m)=1$ με $m=(j-1)T'+s$ και $n=(j-1)T'+s$ για κάθε περίπτωση μεταφοράς φορτίου από τον υποσταθμό k στον υποσταθμό j για τη χρονιά s .

Με βάση αυτά τα στοιχεία είναι δυνατός ο προσδιορισμός μέσω του χρόνου t και της κατάλληλης συνάρτησης ταιριάσματος η πρόβλεψη για τα ενδιάμεσα χρόνια. Σε κάθε περίπτωση και αυτή η μέθοδος προϋποθέτει την επανάληψη για κάθε z χρόνια της μεταφοράς φορτίου από τον έναν υποσταθμό στον άλλο. Ωστόσο δίνει πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα από την απλή μέθοδο, αν και χρειαζόμαστε πολλαπλάσιο υπολογιστικό χρόνο και πενταπλάσιο χρόνο προετοιμασίας.

Βέβαια έχουν υπάρξει και πιο συστηματική αντιμετώπιση και κατηγοριοποίηση των μεθόδων μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, όπως αναφέρεται στο [A87]. Υπάρχουν τρεις βασικές κατηγορίες: της γενικής τάσης, των πολλών μεταβλητών και της προσομοίωσης. Η πρώτη κατηγορία στηρίζεται στα ιστορικά δεδομένα για την αιχμή φορτίου μίας μικρής περιοχής χρησιμοποιώντας συναρτήσεις προσέγγισης της χρονολογικής καμπύλης κτλ.. Οι πολυμεταβλητές τεχνικές χρησιμοποιούν και άλλες εισόδους πέρα της αιχμής του φορτίου. Τέλος οι διαδικασίες προσομοίωσης στηρίζονται στα είδη χρήσης γης προσδιορίζοντας κατηγορίες πελατών και την αντίστοιχη πυκνότητα φορτίου στη μικρή περιοχή. Αναλυτικότερα οι βασικότερες μέθοδοι είναι οι ακόλουθες:

α) Πολλαπλασιαστική παλινδρομική καμπύλη ταιριάσματος για μικρή περιοχή χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις της μορφής (2.4-7) ή την ακόλουθη:

$$g_k(t) = b_0 + b_1 \cdot (\log t) + \dots + b_w \cdot (\log t)^w \quad (2.4-15)$$

όπου w συνήθως είναι ίσο με 3. Από τις δύο μορφές επιλέγουμε εκείνη με τα μικρότερα υπόλοιπα κατά τη διαδικασία ταιριάσματος της καμπύλης και την ορίζουμε ως συνάρτηση πρόβλεψης $l_k(t)$. Συνήθως εφαρμόζεται με τη χρήση 6 χρόνων ιστορικών δεδομένων.

β) μέθοδος γενικής τάσης λόγων μεριδίων -ratio shares trending ή disaggregation trending- εφαρμόζοντας την ακόλουθη σχέση:

$$h_k(L(t)) = a_0 + a_1 \cdot L(t) + a_2 \cdot (L(t))^2 \quad (2.4-16)$$

όπου $L(t)$ είναι το μέγιστο φορτίο του έτους t και συνήθως χρησιμοποιούνται δεδομένα 7 ετών με γενικότερη περιοχή εφαρμογής ίσης με 4 ως 8 έτη.

γ) Μέθοδος ταιριάσματος κατηγοριών κατά την οποία γίνεται η ομαδοποίηση των μικρών περιοχών σε ομάδες των οποίων ο ρυθμός αύξησης του φορτίου είναι στα ίδια επίπεδα. Στη συνέχεια για κάθε ομάδα εφαρμόζεται η μέθοδος του παλινδρομικού μέσου.

δ) Πολλαπλασιαστική παλινδρομική μέθοδος με δομή αντιμετώπισης των ελεύθερων χώρων, όπου προσπαθεί να προσδιορίσει το ρυθμό αύξησης του φορτίου σε μικρές περιοχές που τα φορτία τους στο παρελθόν είναι μηδενικά. Αφού βρεθεί χωριστά η συμπεριφορά των μικρών περιοχών γίνεται στη συνέχεια ο προσδιορισμός του φορτίου.

ε) Διαδικασία ταιριάσματος τμημάτων σε ελεύθερες περιοχές όπου υπάρχει διαδικασία ανάπτυξης τμημάτων ανεξάρτητων περιοχών και τεμαχίων τους.

στ) Μέθοδοι πρόβλεψης φορτίου με χρήση συναρτήσεων κεντροειδούς μορφής σε συνάρτηση με το χρόνο και τις οριζοντιογραφικές συντεταγμένες. Οι τελευταίες διαμορφώνουν κατάλληλα το ύψος του κέντρου, τη θέση του και την ακτίνα του, για να ικανοποιήσουν τα ιστορικά δεδομένα.

ζ) Πολλαπλασιαστική μέθοδος λόγων μεριδίων -multivariate ratio shares-, όπου μοιάζει με τη δεύτερη προαναφερθείσα μέθοδο, μόνο που η μελέτη γίνεται χωριστά για κάθε κατηγορία πελατών -οικιακών, εμπορικών κτλ..

η) Πολλαπλασιαστική περιστροφή όπου χρησιμοποιεί εκτός από τα συνολικό φορτίο και το φορτίο ανά κατηγορία πελάτη, τις ετήσιες αιχμές και τις χρήσεις γης και την αντίστοιχη πυκνότητα.

Ωστόσο οι προηγούμενες μέθοδοι στηρίζονται πρωταρχικά στα φορτία των παρελθόντων ετών. Υπάρχουν και οι μέθοδοι που στηρίζονται στη χρήση γης, όπου λαμβάνει κανείς υπόψη του τις κατηγορίες των πελατών ανά περιοχή και την αντίστοιχη πρόβλεψη του φορτίου που αποτελεί μέρος του συνόλου. Όλες οι μέθοδοι χρήσης γης ακολουθούν τα εξής τρία βασικά βήματα:

α) Αναγνώριση και ανάλυση των περιοχών της πόλης, ώστε να γίνει ο προσδιορισμός του ρυθμού αύξησης των διαφόρων τμημάτων της, συσχέτιση των διαφόρων περιοχών με τα κέντρα υψηλής δραστηριότητας που συνήθως παρουσιάζουν και τη μεγαλύτερη ανάπτυξη,

όπως επίσης και η χρησιμοποίηση, αν είναι δυνατό, μοντέλων γύρω από τις μεταφορές, την οικονομία και την κοινωνική ανάπτυξη.

β) Λεπτομερής ανάλυση του πελάτη σε κάθε μικρή περιοχή σε τρία επίπεδα: καθόλου ανάλυση, ανάλυση γύρω από τις προτιμήσεις του πελάτη για τη χρήση γης και τις διάφορες ζώνες και *εκτεταμένη*, όπου γίνεται αναγνώριση των σχέσεων χρήσεων γης με τη δημιουργία εμπορικών κέντρων, την κατασκευή νέων δρόμων κτλ..

γ) Με βάση τα προηγούμενα βήματα γίνεται ο προσδιορισμός της πυκνότητας των πελατών στο μέλλον για τη μικρή περιοχή, που με την κατάλληλη μετατροπή δίνει το ηλεκτρικό φορτίο των κατηγοριών των καταναλωτών μέσω ενός παράγοντα φορτίου-πυκνότητας διαμορφώνοντας τις κατάλληλες χρονολογικές εικοσιτετράωρες καμπύλες φορτίου. Επίσης είναι δυνατό να αποτελέσει και τη βάση για τον προσδιορισμό των αντίστοιχων χρονολογικών καμπυλών τελικής χρήσης λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες, όπως ο κορεσμός, η αύξηση της αποδοτικότητας των συσκευών κτλ.. Οι διάφορες μέθοδοι χρήσης γης μπορούν να προκύψουν από τους συνδυασμούς των ανωτέρω.

Από τη σύγκριση των διαφόρων μεθόδων πρόβλεψης με δύο εφαρμογές -ενός μεσαίου μεγέθους συστήματος διανομής μίας μεγάλης πόλης και ενός μικρού συστήματος μίας ημιαγροτικής περιοχής- στο [A87] προκύπτει ότι η καλύτερη προτεινόμενη μέθοδος, αν και σημαντικού οικονομικού και χρονικού κόστους είναι η ανάλυση με βάση την άμεση απόσταση μίας μικρής περιοχής από τα κέντρα δραστηριότητας, η εύρεση με αναγνώριση προτύπων των τοπικών παραγόντων που συσχετίζουν τα είδη χρήσης γης και την εξέλιξή τους με τη δημιουργία ή την ύπαρξη τοπικών κέντρων, δρόμων μεγάλης κυκλοφορίας κτλ. προσδιορίζοντας συγχρόνως τις τυπικές εικοσιτετράωρες χρονολογικές καμπύλες. Γενικότερα από την αξιολόγηση των μεθόδων προκύπτει τελικά ότι οι μεθοδολογίες χρήσης γης είναι οι περισσότερες ακριβείς, αν και απαιτούν σημαντικά μεγαλύτερο πλήθος δεδομένων.

Υστερα από ένα διάλειμμα δώδεκα ετών ξαναεμφανίζονται νέες μεθοδολογίες από τους ίδιους κιάλας μελετητές γύρω από το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Αρχικά προτείνουν δύο διαφορετικές κλασικές μεθοδολογίες πρόβλεψης για τα επόμενα 15 χρόνια: σε εκείνη που βασίζεται στο περιεχόμενο ηλεκτρικό φορτίο σε συγκεκριμένες εκτάσεις ανάλογα με το είδος της γης και σε εκείνες που βασίζεται στις συνδέσεις των καταναλωτών κατά μήκος των οδών [A88].

Και στις δύο περιπτώσεις απαιτείται αναγνώριση φορτίου της κάθε κατηγορίας του καταναλωτή στις διάφορες τυπικές μέρες του χρόνου. Η μέθοδος που χρησιμοποιείται στη συνέχεια είναι ότι με βάση την πλήρη σύσταση των καταναλωτών ανά περιοχή ή ανά σύνδεση και έχοντας συγχρόνως την ετήσια αύξηση του φορτίου λόγω καταναλωτών, αλλά και λόγω των χρησιμοποιούμενων συσκευών μπορεί να γίνει ο προσδιορισμός της εξέλιξης των φορτίων. Σημαντικό ρόλο διαδραματίζει το είδος της γης, οι αποστάσεις από το εμπορικό κέντρο της πόλης, το μέγεθος της τελευταίας κτλ.. Η μέθοδος πρόβλεψης ανά περιοχή υπερέχει έναντι της ανά σύνδεση για τις αστικές περιοχές, ενώ μειονεκτεί στις αγροτικές.

Παράλληλα προσπάθησαν να αντιμετωπίσουν το σύγχρονο πρόβλημα των αναπλάσεων των αστικών περιοχών και την επίδρασή τους στη χωρική μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, καθώς σήμερα οι περισσότερες πόλεις δεν αναπτύσσονται μόνο, αλλά και ανανεώνουν την εσωτερική τους δομή [A89].

Συγκεκριμένα για την ουσιαστική αναδιαμόρφωση μίας περιοχής πρέπει να ληφθούν υπόψη πλήθος παραγόντων, όπως οι κυβερνητικές πολιτικές οποιουδήποτε επιπέδου, το δίκτυο μεταφορών -δρόμοι, τραίνο, μετρό κτλ.-, έργα υποδομής π.χ. ύδρευσης, παροχής ηλεκτρικής ενέργειας, αποχέτευσης, χώροι γης, εκπαιδευτικοί χώροι π.χ. σχολεία, πανεπιστήμια κτλ., περιβάλλοντες ελεύθερες περιοχές -άλσοι, λίμνες, ποτάμια, λιμάνια-, αθλητικές εγκαταστάσεις, βιομηχανικές ζώνες, αυτοκίνητα ανά τετραγωνικό χιλιόμετρο, αξία γης, φόροι περιουσίας κτλ.. Η βασική μαθηματική μορφή για τη χωρική πρόβλεψη φορτίου είναι η ακόλουθη:

$$(x, y) \xrightarrow{f_1} L(x, y) \xrightarrow{f_2} S_{(x, y)}^L \xrightarrow{f_3} S \quad (2.4-17)$$

όπου f_1 εκφράζει για τις διαφορετικές θέσεις πάνω στο δισδιάστατο χάρτη μέσω των (x, y) στοιχείων τη χρήση γης $L(x, y)$, f_2 εκφράζει το φορτίο $S_{(x, y)}^L$ σε σχέση με τη χρήση γης $L(x, y)$ και τέλος η f_3 οδηγεί μέσω των επιμέρους φορτίων στον προσδιορισμό του συνολικού S .

Το πρόβλημα είναι η έκφραση και η εφαρμογή της πιο πάνω ιδέας μέσα στη ροή του χρόνου λαμβάνοντας υπόψη πλήθος αντικειμενικών και υποκειμενικών περιορισμών. Το πρώτο βασικό στοιχείο είναι να κατηγοριοποιηθούν οι πελάτες σε οικιακούς, εμπορικούς, βιομηχανικούς κτλ. και να προσδιοριστεί η χαρακτηριστική τυπική τους καμπύλη. Έχοντας αυτήν την καμπύλη υπόψη το πρόβλημα θα διατυπωθεί με την ακόλουθη μορφή:

$$\min_{L(x, y)} \left[S(t) - \left(\sum_{N_R} S^R(t) + \sum_{N_C} S^C(t) + \sum_{N_I} S^I(t) \right) \right]^2 \quad (2.4-18)$$

ικανοποιώντας συγχρόνως και τους διάφορους περιορισμούς.

Ακολουθεί μία σύντομη περιγραφή του μαθηματικού μοντέλου: Συγκεκριμένα έστω ότι υπάρχουν N αριθμός κατηγοριών πελατών υπό τη μελέτη μας και J είναι ο αριθμός των παραγόντων της μελέτης μας. Τότε

$$P_n(x, y) = \sum_j W_{n,j} \cdot F_j(x, y) \quad (2.4-18)$$

όπου P είναι ο προτεινόμενος χάρτης, $W_{n,j}$ είναι τα αντίστοιχα βάρη και F_j είναι ο j -ιστός παράγοντας χαρακτηριστικού του χάρτη. Για τον προσδιορισμό των τελευταίων πρώτα γίνεται η χρήση των άμεσων δεδομένων, όπως, αν υποθέσουμε ότι ένας αυτοκινητόδρομος είναι το χαρακτηριστικό $j=1$, η κατηγορία χρήσης γης κατοικιών είναι $n=1$ και η πληροφορία για την πλευρά (x, y) είναι $r(x, y)$, όποτε, αν περνά ο αυτοκινητόδρομος από τη θέση (x', y') , τότε $r(x', y')=1$, αλλιώς είναι μηδέν. Αυτό εκφράζεται μέσω της συνάρτησης: $F_0 : (x, y) \longrightarrow r(x, y)$.

Σε δεύτερη φάση μπορεί κανείς να μετατρέψει τα άμεσα δεδομένα σε κάποιο άλλο στοιχείο μέσω ενός τελεστή που θα δίνει πιο χρήσιμη πληροφορία, όπως π.χ. να προσδιορίσει την απόσταση της θέσης (x, y) από τον αυτοκινητόδρομο πραγματοποιώντας το μέσω της συνάρτησης: $F_1 : r(x, y) \longrightarrow F_1(x, y)$.

Ακολουθώντας μπορεί να χρησιμοποιηθεί και περαιτέρω πληροφόρηση, όπως η αξία προτίμησης από τη μεριά των χρηστών κάποιου είδους γης σε σχέση με την απόσταση από τον αυτοκινητόδρομο και ούτω καθ'εξής. Αφού εκφραστούν οι διάφοροι παράγοντες της οικιστικής ανάπτυξης, θα γίνει ο προσδιορισμός του μοντέλου της ανάπτυξης της αστικής γης προσπαθώντας να επιτύχουμε ισορροπία της χρήσης γης $U_{(x, y)}(t)$ και της αξίας της $V_{(x, y)}(t)$ σε σχέση με το χρόνο. Η αξία της γης επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, όπως από την απόσταση από το κέντρο της πόλης, από το μέγεθος της πόλης, από την πρόσβαση στον ελεύθερο χώρο ή στους χώρους αναψυχής, από τη ρύπανση και τη μόλυνση του περιβάλλοντος, από την ύπαρξη της εγκληματικότητας κτλ..

Στη συνέχεια η κύρια επιδίωξη είναι να επιτευχθεί η ισότητα ανάμεσα στα στοιχεία $U_{(x, y)}(t)$ και $V_{(x, y)}(t)$. Αν δε συμβεί αυτό, τότε οδηγούμαστε στην αναδιαμόρφωση της περιοχής ή των αξιών της, ώστε να επιτευχθεί η ισορροπία. Συγκεκριμένα ορίζεται η διαφορά των δύο δεδομένων -πλέον ποσοτικοποιημένων- $E_{(x, y)}(t)$:

$$E_{(x, y)}(t) = V_{(x, y)}(t) - U_{(x, y)}(t) \quad (2.4-19)$$

Οπότε, αν $E_{(x,y)}(t)$ είναι μεγαλύτερο από ένα κατώφλι $T_{(x,y)}(t)$ τη χρονική στιγμή t^* , τότε το υποσύνολο $\Sigma_{(x,y)}(t)$ θα περιλαμβάνει όλες εκείνες τις θέσεις που θα πρέπει να πραγματοποιηθεί η αλλαγή.

Τώρα το πρόβλημα μεταφέρεται στον προσδιορισμό των $U_{(x,y)}(t)$, $V_{(x,y)}(t)$ και $E_{(x,y)}(t)$ και στον τρόπο συμπεριφοράς των χρηστών γης ανάλογα με τις τιμές $E_{(x,y)}(t)$ που διαμορφώνονται. Αν η τιμή είναι αρνητική ή σταθερή, τότε η αξία της γης θα τροποποιηθεί μέσω της οικονομίας και θα αυξηθεί, ώστε να μηδενισθεί η διαφορά ανάμεσα στα μεγέθη $U_{(x,y)}(t)$ και $V_{(x,y)}(t)$. Αν η τιμή $E_{(x,y)}(t)$ είναι θετική, τότε υπάρχουν 9 διαφορετικές περιπτώσεις ανάλογα με το αν $U_{(x,y)}(t)$ και $V_{(x,y)}(t)$ αυξάνονται, μειώνονται ή μένουν σταθερά. Αν και τα δύο μεγέθη αυξάνονται και ο ρυθμός αύξησης του $U_{(x,y)}(t)$ είναι μεγαλύτερος από τον αντίστοιχο του $V_{(x,y)}(t)$, τότε είναι ασταθής η περίπτωση, καθώς υπάρχει στην τοποθεσία υπέρμετρη ανάπτυξη ή υπέρμετρη πυκνή δόμηση. Αν το $U_{(x,y)}(t)$ έχει μικρότερο ή ίσο ρυθμό αύξησης με τον αντίστοιχο του $V_{(x,y)}(t)$, θα οδηγηθεί σε σταθερή κατάσταση χωρίς αστική αναδιαμόρφωση. Στην περίπτωση που ο παράγοντας $U_{(x,y)}(t)$ έχει διαρκώς αρνητικό ρυθμό ανάπτυξης, τότε υπάρχουν ασταθείς συνθήκες στη χρήση και στην αξία της γης και θα χρειαστεί κάποια στιγμή στο μέλλον αναδιαμόρφωση του αστικού περιβάλλοντος. Σε κάθε άλλη περίπτωση βρίσκονται σε ομαλή κατάσταση η ανάπτυξη.

Μετά τον προσδιορισμό του αν και πότε θα γίνει ανάπλαση κτλ., είναι σε θέση οι μελετητές μέσω απλών μοντέλων και χαρακτηριστικών καμπυλών φορτίου του καταναλωτή να προσδιορίσουν τη μακροπρόθεσμη ανάπτυξη του φορτίου του συστήματος.

Μία τελευταία παραλλαγή της μεθόδου πρόβλεψης που ακολουθούν οι ηλεκτρικές εταιρείες είναι η εξής [A90]: από τη μορφή του δικτύου που είναι αποθηκευμένη συνήθως σε κατάλληλη βάση δεδομένων μέσω της μορφής των κόμβων και των γραμμών μπορεί να διαμορφωθεί η χωρική μορφή του φορτίου σε μικρό μέγεθος περιοχής. Στο χάρτη που σχηματίζεται μέσω του GIS προσδιορίζεται η χρήση γης σε κατάλληλα πολύγωνα και γίνεται η αντιστοίχιση του φορτίου. Η εξέλιξη του τελευταίου εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από τον αριθμό των νέων πελατών και από την αλλαγή χρήσεων γης. Ιδιαίτερο ρόλο παίζει η αστική ανάπτυξη και πολεοδομική αναδιαμόρφωση περιοχών, όπως η χάραξη νέων οδών, εμπορικών κέντρων κτλ..

Αν δημιουργηθεί ένα κατάλληλο υπολογιστικό μοντέλο που να συμπεριλάβει την ανάπτυξη και τον επαναπροσδιορισμό της γης, θα χρησιμοποιήσει πληθώρα στοιχείων που πρέπει να εκμεταλλευθεί με ένα κατάλληλο πιθανοτικό μοντέλο καταλήγοντας το τελευταίο να είναι αρκετά πολύπλοκο. Αυτό έχει ως συνέπεια να προσδιοριστεί η ανάπτυξη ενός μικρού χωρικού κελιού. Ωστόσο μέσω αυτής της ολοκληρωμένης διαδικασίας στοχεύεται από κάθε κόμβο του ηλεκτρικού δικτύου να υπολογιστεί ιεραρχικά το συνολικό φορτίο, που διαμοιράζεται σε σημειακό και διεσπαρμένο, και το δεύτερο με τη σειρά του σε σταθερής ισχύος και σταθερής αντίστασης.

Μέσω της τοπολογίας του κυκλώματος και του κάθε χωρικού κελιού γίνεται η βασική προσπάθεια κατάλληλης άθροισης των φορτίων των μικρών κελιών και λαμβάνοντας τους επιμέρους ρυθμούς αύξησης του φορτίου να προσδιορίσουν τα φορτία των ζυγών και των διαφόρων ροών, ώστε να είναι δυνατή η μερική επανασχεδίαση του δικτύου ή και επαναδιαστασιολόγηση των ηλεκτρικών στοιχείων του, ώστε να βελτιστοποιηθεί η αξιοποίησή τους -όχι υπέρ ή υποδιαστασιολογήσεις. Το βασικό χαρακτηριστικό όμως αυτής της μεθόδου είναι ότι χρειάζεται πληθώρα στοιχείων, όπου αρκετά άπτονται πολιτικών αποφάσεων, με συνέπεια να είναι αρκετά επίφοβη η εφαρμογή τους.

Στη συνέχεια έγινε πριν τέσσερα περίπου χρόνια η μετάβαση από τις κλασικές μεθοδολογίες στις νεώτερες [A91]. Συγκεκριμένα, ενώ η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου γίνεται με ένα απλοϊκό μοντέλο της μορφής $y = \alpha \cdot x + \beta$, όπου οι παράμετροι είναι κατάλληλα προσδιορισμένοι ανάλογα με τις κατηγορίες των πελατών, γίνεται η χρήση των ασαφών νευρωνικών δικτύων για τον προσδιορισμό της θέσης ανάπτυξης των διαφόρων χρήσεων γης -κατοικιών, βιομηχανιών και εμπορικών καταστημάτων- χρησιμοποιώντας την απαραίτητη πληροφορία από το δορυφορικό 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..

Με την υλοποίηση του αντίστοιχου ασαφούς νευρωνικού δικτύου με χρήση τραπεζοειδών και τριγωνικών συναρτήσεων συμμετοχής και την ανάπτυξη ενός συνόλου ασαφών κανόνων, προκύπτει η χρονική εξέλιξη της χρήσης γης για την επόμενη δεκαετία και κατ' επέκταση της ανάπτυξης του φορτίου χρησιμοποιώντας απλοποιημένα μακροπρόθεσμα μοντέλα αποτελούμενα από τμήματα γραμμικών συναρτήσεων.

Υπήρξε και συνέχεια επί του ιδίου θέματος χρησιμοποιώντας την ασαφή λογική πολυαντικειμενικής απόφασης του Yager -Yager's Fuzzy Logic Multi-Objective decision making Scheme- σε συνδυασμό με το GIS με κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής και μετατροπής μεγεθών ασαφούς λογικής, με αντίστοιχες εντολές και υλοποίησή τους [A92]. Ουσιαστικά μεταβάλλεται η συνάρτηση της σχέσης (2.2.5α-2) και αποκτά τη μορφή:

$$\mu_D(a^*) = \max_{a \in A} [\min \{ \mu_{C_1}(a), \mu_{C_2}(a), \dots, \mu_{C_r}(a) \}] \quad (2.4-20)$$

Σ' αυτήν καταλήγουμε με την ακόλουθη διαδικασία: αρχικά ορίζονται ως σύνολο των n εναλλακτικών λύσεων το $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, ως σύνολο των r κριτηρίων το $O = \{o_1, o_2, \dots, o_r\}$, ενώ συγχρόνως η διαδικασία πολυαντικειμενικής απόφασης γύρω από μία εναλλακτική λύση a βασίζεται στην ακολουθη μορφή:

$$M(O_i(a), b_i) = b_i \rightarrow O_i(a) = \bar{b}_i \vee O_i(a) \quad (2.4-21)$$

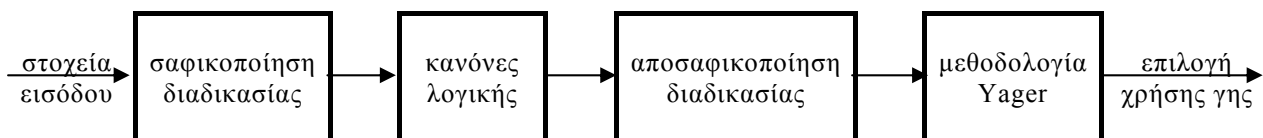
έχοντας ως $\bar{b}_i = 1 - b_i$ και $\vee$ τον τελεστή μεγίστου, οπότε $\bar{b}_i(a) \vee O_i(a) = \max \{ \bar{b}_i(a), O_i(a) \}$. Η συνέχεια των πιο πάνω οδηγεί στη γραμμική διαμόρφωση της ομάδας προτίμησης και συγχρόνως στη συσχέτιση των δύο ποσοτήτων με λογικό τρόπο. Ένα μοντέλο αιτοκρατικής απόφασης θα προέλθει από την τομή των κριτηρίων, με συνέπεια:

$$J = \bigcap_{i=1}^r (\bar{b}_i \cup O_i) \quad (2.4-22)$$

και η βέλτιστη λύση a^* να είναι η εναλλακτική που μεγιστοποιεί το J . Οπότε ορίζοντας ως $C_i = \bar{b}_i \cup O_i$ προκύπτει ότι:

$$\mu_{C_i}(a) = \max [\mu_{\bar{b}_i(a)}, \mu_{O_i(a)}] \quad (2.4-23)$$

προσδιορίζοντας τη σχέση (2.4-20). Ουσιαστικά απαιτείται από τους χρήστες να δημιουργήσουν τις ομάδες των στόχων και των περιορισμών με μία ανταγωνιστική κλίμακα αναγκαιότητας ανάμεσα στο 0 και 1. Η βασική δομή του νέου μοντέλου είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2.4-2: Δομή ασαφούς δικτύου Yager

Με την εφαρμογή στη χρήση γης και λαμβάνοντας υπόψη το σχετικό κόστος ανάπτυξης και μετάβασης από το ένα είδος γης στο άλλο γίνεται υλοποίηση του μοντέλου

Yager στη λήψη αποφάσεων διαδραματίζοντας καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τελικών επιλογών.

Ωστόσο για τα ελληνικά δεδομένα -σύμφωνα με τα όσα αναφέρονται σε [B8]- λόγω της μη εφαρμογής των ρυμοτομικών σχεδίων πόλης, της έλλειψης ρυθμιστικών σχεδίων χρήσης γης και ουσιαστικά εξαιτίας της άναρχης δόμησης είναι πολύ δύσκολο να εφαρμοστούν τα μοντέλα χρήσης γης με τις παρούσες συνθήκες. Επίσης τα είδη χρήσης γης δεν είναι τρία, αλλά στις επίσημες μελέτες μίας σύγχρονης πόλης -σύμφωνα με την αντίστοιχη νομοθεσία- είκοσι με μεγάλο πλήθος υποκατηγοριών.

Γενικά καταλήγουμε ότι η πρόβλεψη φορτίου μπορεί να γίνει χωρικά δημιουργώντας ένα μικρό ή μεγάλο «κελί» γης και προσδιορίζοντας μόνο το πλάτος του φορτίου και τη μελλοντική χωρική εξέλιξη, όπου όμως λόγω έλλειψης ιστορικών δεδομένων, κορεσμού της χρήσης γης και μεταφοράς φορτίου από τον έναν υποσταθμό ή τροφοδότη στον άλλο δεν επιτρέπει την ακριβή πρόβλεψη, αλλά και την ορθή διαστασιολόγηση των νέων στοιχείων του συστήματος. Υπάρχει ο μακροχρόνιος σχεδιασμός κατά τον οποίο λαμβάνεται απόφαση κυρίως για τη θέση του εξοπλισμού και λιγότερο για το μέγεθός του που είναι αντικείμενο του μεσοπρόθεσμου προγραμματισμού. Άλλωστε αλλαγή της θέσης του εξοπλισμού επιφέρει σημαντικές αλλαγές στην όλη δομή του δικτύου. Σε κάθε περίπτωση για την ορθότερη κατασκευή του συστήματος είναι απαραίτητος ο συνδυασμός της μεσοπρόθεσμης και μακροπρόθεσμης πρόβλεψης ανάπτυξης του δικτύου.

2.5 Τελική Προτεινόμενη Μέθοδος Πρόβλεψης Φορτίου

Βασιζόμενοι στα όσα έχουμε προαναφέρει στις προηγούμενες παραγράφους και κυρίως στα [A31], [Δ2] και [A37] θα μπορούσαμε να προτείνουμε ως μία βασική πλατφόρμα πρόβλεψης φορτίου τη δομή του σχήματος 2.5-1, όπου συγχρόνως προσπαθούμε να καλύψουμε τις ανάγκες του βραχυπρόθεσμης και του μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

Συγκεκριμένα αρχικά εφαρμόζουμε ένα δίκτυο αυτοοργανομούμενης μάθησης τύπου SOM, το οποίο θα δέχεται ως είσοδο τα εικοσιτέσσερα ωριαία φορτία μίας μέρας, τις αντίστοιχη μέγιστη, μέση και ελάχιστη θερμοκρασία ή τις αντίστοιχες ωριαίες θερμοκρασίες. Ενδέχεται να χρησιμοποιηθούν και μόνο τα φορτία. Στόχος αυτού του δικτύου είναι να κατηγοριοποιηθούν οι ημέρες σε διάφορα είδη, χωρίς τον «αυτόματο» και ελαφρώς αυθαίρετο διαχωρισμό σε μέρες της εβδομάδας ή σε εργάσιμες, Σάββατα, Κυριακές και αργίες. Με αυτόν τον τρόπο θα αποδειχθεί η ορθότητα των υπαρχόντων κατηγοριοποιήσεων και θα ληφθεί ως βασικό δεδομένο εισόδου στις δύο μονάδες βραχυπρόθεσμης και μακροπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου.

Στη συνέχεια μπορούμε να αναπτύξουμε το μοντέλο της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου που πέρα από τα ωριαία φορτία των δύο τελευταίων ημερών, τη μέγιστη και την ελάχιστη θερμοκρασία της τελευταίας μέρας και τις προβλέψεις για την επόμενη από κατάλληλα επιλεγόμενους μετεωρολογικούς σταθμούς, από τον τύπο της μέρας της εβδομάδας και της εποχικότητάς της μέσω ζεύγους περιοδικών συναρτήσεων ($\cos(2\pi t/365), \sin(2\pi t/365)$), θα χρησιμοποιήσουμε και την κατηγοριοποίηση που προέκυψε από το αυτοοργανομούμενο δίκτυο, πιθανότατα με τη χρήση δυαδικών ψηφίων πλήθους όσων και οι ομάδες διαχωρισμού, όπως συμβαίνει άλλωστε και με τις επτά ημέρες της εβδομάδας. Συγχρόνως θα ελέγξουμε την αναγκαιότητα χρήσης ωριαίας θερμοκρασίας ή υγρασίας ή ταχύτητας του ανέμου, καθώς ιδιαίτερα το τελευταίο θα αποτελέσει στο μέλλον σημαντικό παράγοντα λόγω της μεγάλης διεύθυνσης ανεμογεννητριών. Ίσως λόγω της έντονης τοπικότητας του φαινομένου να χρειαστεί για κάθε μία μεγάλη ομάδα ανεμογεννητριών -π.χ. νότια Εύβοια- να χρειαστεί χωριστή πρόβλεψη παραγωγής ισχύος, σύμφωνα με τα όσα αναφέρονται στο [A66]. Με αυτόν τον τρόπο θα προβλέπονται τελικά

μέσω ενός κατάλληλα διαμορφωμένου πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου -ίσως και μερικώς ανατροφοδοτούμενου [A40]- τα ωριαία φορτία της επόμενης μερας και κατ'επέκταση και των επόμενων 168 ωρών, αρκεί να υπάρχουν οι αντίστοιχες προβλέψεις των καιρικών συνθηκών. Βέβαια δεν έχουν επιδράσει ακόμη τα προγράμματα διαχείρισης φορτίου, αν και έρχονται σε αντιμετώπιση της δεύτερης βαθμίδας του προβλήματος.

Δηλαδή με βάση τα προβλεπόμενα ωριαία φορτία των επόμενων ημερών και στηριζόμενοι στις αποφάσεις μακροχρόνιου προγραμματισμού για την εφαρμογή ή μη προγραμμάτων διαχείρισης φορτίου και εξοικονόμησης ενέργειας, θα μεταβληθούν -το πιθανότερο μέσω κλασικών μεθοδολογιών- τα αντίστοιχα ωριαία φορτία, για να προκύψουν οι τελικές προβλεπόμενες τιμές. Ιδιαίτερα σ'αυτό το σημείο είναι πιθανή η εφαρμογή των νευροασαφών δικτύων, αν προσπαθήσει κανείς να λάβει υπόψη του τη συμπεριφορά των πελατών σε κυμαινόμενα τιμολόγια μέσα στα πλαίσια της απελευθέρωσης της αγοράς της ηλεκτρικής ενέργειας έτσι, ώστε να εκφράστουν μέσω κανόνων της ασαφούς λογικής η ανθρώπινη συμπεριφορά ως προς τις τιμές της ενέργειας και της ισχύος σε σχέση με τις αντίστοιχες ανάγκες. Αντίστοιχα ίσως θα ήταν δυνατό να εκφραστεί μέσω της ελαστικότητας του μεγέθους της ηλεκτρικής ενέργειας.

Πέρα όμως από τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, είναι δυνατό να οδηγηθούμε στην πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου χρησιμοποιώντας ως εισόδους τα ανά λεπτού φορτία και τις αντίστοιχες θερμοκρασίες, όπως επίσης και τη σχετική μεταβολή τους, της συχνότητας του δικτύου κτλ., όπως αναφέρονται σε [A81], [A82], οπότε με τη χρήση του κατάλληλου πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου και με εκπαίδευση ανά μέρα μπορούμε να λάβουμε τα επιθυμητά αποτελέσματα.

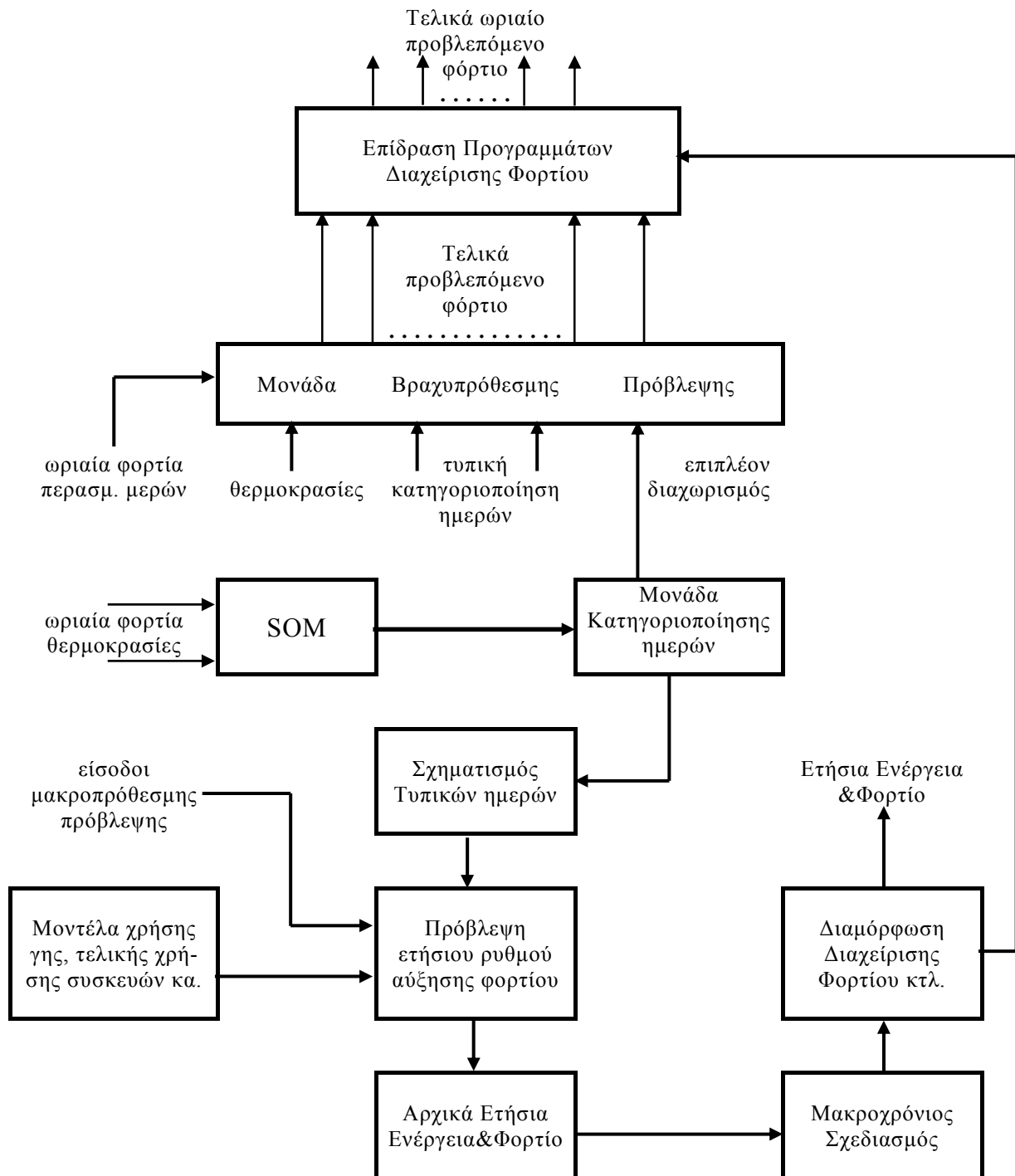
Από την άλλη πλευρά έχουμε τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου, όπου μέσω της αρχικής κατηγοριοποίησης μπορούμε να λάβουμε ανά έτος μία τυπική μέρα της κάθε διαμορφωμένης ομάδας. Από τη διαχρονική σύγκριση αυτών των ημερών της κάθε κατηγορίας μπορεί να προκύψει ο ετήσιος ρυθμός αύξησης του φορτίου, όπου λαμβάνοντας υπόψη και άλλα στοιχεία, όπως τη μέση ετήσια θερμοκρασία, τη διασπορά της, τη μέγιστη και την ελάχιστη τιμή της, την ετήσια αύξηση της κάθε κατηγορίας πελατών, το πλήθος των τουριστών που δέχεται μία περιοχή, όπως της Κρήτης, τους οικονομικούς ρυθμούς ανάπτυξης της χώρας, την αύξηση της αποδοτικότητας των συσκευών και τη διείσδυση νέων, να προσδιορίσουμε την εξέλιξη του ετήσιου ρυθμού αύξησης του φορτίου.

Από τους προαναφερθέντες παράγοντες οι περισσότεροι είναι δυνατό να εκφραστούν με αριθμητικές τιμές. Υπάρχουν και ορισμένοι, όπως η βελτίωση της απόδοσης ή διείσδυση νέων συσκευών, που είναι δύσκολο ή αδύνατο να προσεγγίσουμε λόγω της έλλειψης της αντίστοιχης γνώσης. Γι'αυτό και σ'αυτό το σημείο δημιουργείται ένα μοντέλο που στηρίζεται στα στοιχεία που μπορούμε να προβλέψουμε με σχετική ακρίβεια, όπως το μελλοντικό αναμενόμενο ρυθμό ανάπτυξης της χώρας για την επόμενη δεκαετία. Και σε δεύτερη φάση με τη χρήση -πιθανόν- της ασαφούς λογικής ή των πιθανοτικών μοντέλων να εξετάσουμε την εξέλιξη του φορτίου με βάση τα διάφορα σενάρια που διαμορφώνονται από τους δυνατούς και επιτρεπτούς συνδυασμούς των διαφόρων παραγόντων.

Ιδιαίτερα για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη θα σημειώσουμε ότι ως εναλλακτική λύση μπορούμε να αναφέρουμε τη μέθοδο με τις χρήσεις γης που αναφέραμε στην προηγούμενη παράγραφο, την οποία όμως θα πρέπει να επεκτείνουμε σε πολλές περισσότερες χρήσεις γης και μελέτες εναλλακτικών σεναρίων, όπως επίσης και στην επίφοβη και προβληματική εφαρμογή των όποιων ρυθμιστικών και πολεοδομικών παρεμβάσεων που συναντά κανείς στον ελληνικό χώρο [B8].

Παράλληλα με τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου και σε συνεργασία με το μακροχρόνιο ενεργειακό σχεδιασμό της χώρας και ιδιαίτερα του ηλεκτρικού τμήματος, θα διαμορφωθεί η πολιτική της εφαρμογής της διαχείρισης φορτίου, ώστε να γίνει η ορθολογική ανάπτυξη του ηλεκτρικού συστήματος. Αυτό έχει ως συνέπεια να επιδρά όχι μόνο στο σχεδιασμό και στο κατασκευαστικό πρόγραμμα του συστήματος, αλλά και στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μέσω των αντίστοιχων προγραμμάτων.

Στηριζόμενοι στα παραπάνω παρατηρούμε πως κλείνει ο κύκλος της πρόβλεψης φορτίου και τα διάφορα επίπεδα πρόβλεψης αλληλοεπηρεάζονται μεταξύ τους.



Σχήμα 2.5-1: Βασικές Αρχές Προτεινόμενης Δομής για Πρόβλεψη Φορτίου

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΡΙΤΟ

ΑΞΙΟΠΙΣΤΙΑ

ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

& ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

3.1 Εισαγωγή στην Αξιοπιστία των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η αποστολή των σημερινών συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας είναι η παραγωγή, μεταφορά και διανομή της ηλεκτρικής ενέργειας με το μικρότερο δυνατό κόστος και με μία λογική στάθμη ποιότητας και συνέχειας της τροφοδότησης των καταναλωτών τους. Η απαίτηση της ποιότητας αναφέρεται στην ανάγκη ικανοποίησης των προδιαγραφών παροχής ηλεκτρικής ισχύος προς τους καταναλωτές με τάση και συχνότητα που πρέπει να κυμαίνονται μέσα στα προδιαγραφόμενα όρια [B4], [B5].

Οι σύγχρονες κοινωνικές συνθήκες απαιτούν υψηλή προτεραιότητα στην επίτευξη των παραπάνω απαιτήσεων. Σε πολλά συστήματα για παράδειγμα η μέση διάρκεια διακοπών των καταναλωτών είναι 2-3 ώρες το χρόνο, γεγονός που μεταφράζεται σε ικανότητα τροφοδότησης 99,997%-99,966%.

Οι μηχανικοί σχεδίασης των συστημάτων λαμβάνουν υπόψη τους τις απαιτήσεις για ικανοποιητική στάθμη ποιότητας και συνέχειας της τροφοδότησης και για το λόγο αυτό τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας περιλαμβάνουν από τη φάση της σχεδίασης τους πολλά επιπρόσθετα φυσικά και λειτουργικά στοιχεία με στόχο την εξασφάλιση των παραπάνω απαιτήσεων. Εμφανής ένδειξη της λογικής αυτής είναι ο πλεονασμός, ο οποίος υπάρχει σ' όλους τους λειτουργικούς τομείς των συστημάτων, όπως εφεδρεία στους σταθμούς παραγωγής, διασύνδεση με δίκτυα γειτονικών χωρών, επιπρόσθετα στοιχεία στα δίκτυα μεταφοράς-διανομής.

Τα πλεονάζοντα αυτά στοιχεία έχουν εγκατασταθεί, διότι η βασική φιλοσοφία σχεδίασης αναγνωρίζει και επομένως προβλέπει τις πιθανές βλάβες των στοιχείων του συστήματος και την ανάγκη να τεθούν εκτός λειτουργίας για την προγραμματισμένη προληπτική συντήρησή τους. Η θεώρηση όλων αυτών των απαιτήσεων στις μελέτες σκοπιμότητας, στον προγραμματισμό, στο σχεδιασμό και στη λειτουργία ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, καλείται «**ανάλυση αξιοπιστίας του συστήματος**». Η ανάλυση αυτή δεν είναι μία νέα μεθοδολογία αξιολόγησης του συστήματος, αλλά μία μελέτη του συστήματος από διαφορετική οπτική γωνία με στόχο την ελαχιστοποίηση των βλαβών κατά τη διάρκεια της λειτουργίας.

Κατά το παρελθόν ο στόχος αυτός προσεγγιζόταν με τη χρήση εμπειρικών τεχνικών και κανόνων. Όμως, καθώς τα συστήματα μεγάλωναν σε μέγεθος και πολυπλοκότητα, η ανάγκη για αυστηρές μεθόδους ανάλυσης έγινε επιτακτική.

Οι σημερινές μέθοδοι ανάλυσης, βασιζόμενες στη γνώση της λειτουργίας του συστήματος, αναπτύσσουν κατάλληλα μοντέλα προσομοίωσης της λειτουργίας του, για να υπολογίσουν ένα σύνολο δεικτών αξιοπιστίας. Τα μοντέλα αυτά αναγνωρίζουν όλους τους τρόπους με τους οποίους το σύστημα μπορεί να υποστεί βλάβη, τις επιπτώσεις των βλαβών και δίνουν πληροφορίες για τη συσχέτιση της ποιότητας λειτουργίας με το κόστος λειτουργίας και το κόστος επένδυσης κεφαλαίου.

Αξίζει να αναφέρουμε ότι τα πρώτα πεδία εφαρμογής των μεθόδων αξιοπιστίας ήταν διαστημικές και στρατιωτικές εφαρμογές. Ακολούθησε η ανάπτυξη τεχνικών στην εκμετάλλευση της πυρηνικής ενέργειας, όπου υπάρχει συνεχής πίεση για ασφαλή και αξιόπιστα εργοστάσια, ενώ δεν άργησε να έλθει και η εφαρμογή στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας, όπου ο καταναλωτής αναμένει υψηλή στάθμη αξιοπιστίας της τροφοδότησης.

3.1.1 Βασικές αρχές της αξιοπιστίας στα Σ.Η.Ε.

Η αρχή της τυχαίας συμπεριφοράς ενός συστήματος κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του είναι μία βασική αρχή της ανάλυσης αξιοπιστίας. Οι παράμετροι και τα χαρακτηριστικά ενός συστήματος δεν παραμένουν ποτέ σταθερά, αλλά μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου ή επηρεάζονται σημαντικά από την τυχαία μεταβολή των υλικών και των διαδικασιών, από ανθρώπινους παράγοντες και από άλλες εφαρμογές.

Αποτέλεσμα του γεγονότος αυτού είναι ότι η μελλοντική συμπεριφορά του συστήματος δεν είναι προσδιορισμένη επακριβώς, αλλά μπορεί να χαρακτηριστεί ως μια στοχαστική ανέλιξη. Για το λόγο αυτό η θεωρία των πιθανοτήτων είναι το κατάλληλο εργαλείο, το οποίο χρησιμοποιείται για να μετατρέψει τη γνώση του συστήματος σε μία τεχνική που θα προβλέπει τη μελλοντική συμπεριφορά του.

Ένας κοινά αποδεκτός ορισμός της έννοιας της αξιοπιστίας είναι ο ακόλουθος: «Αξιοπιστία είναι η πιθανότητα ενός συστήματος να εκτελεί την αποστολή του επαρκώς για τη σχεδιαζόμενη λειτουργική περίοδο και τις επικρατούσες λειτουργικές συνθήκες».

Όπως βλέπουμε από τον ορισμό, η πρώτη έννοια που εισάγεται είναι η πιθανότητα, η οποία αποτελεί την αριθμητική είσοδο της ανάλυσης αξιοπιστίας και τον πρώτο δείκτη αξιολόγησης της επάρκειας του συστήματος. Σε πολλές εφαρμογές μπορεί να θεωρηθεί ως ο σημαντικότερος δείκτης αξιοπιστίας, υπάρχουν όμως αρκετοί άλλοι δείκτες, καταλληλότεροι για επί μέρους εφαρμογές. Όλοι αυτοί οι δείκτες είναι γενικώς γνωστοί ως δείκτες αξιοπιστίας και επομένως ο όρος «αξιοπιστία» συχνά χρησιμοποιείται ως ένας γενικός όρος που χαρακτηρίζει το σύνολο των δεικτών.

Οι δείκτες αξιοπιστίας υπολογίζονται χρησιμοποιώντας αναλυτικές αριθμητικές τεχνικές, που όπως ήδη αναφέρθηκε, βασίζονται στη θεωρία των πιθανοτήτων. Για την ανάπτυξη των τεχνικών αυτών γίνονται αρκετές υποθέσεις, η ρεαλιστικότητα των οποίων καθορίζει την ακρίβεια των μοντέλων που προσομοιώνουν τη λειτουργία των αντίστοιχων συστημάτων.

Οι υπόλοιπες έννοιες που ο ορισμός της αξιοπιστίας εισάγει, δηλαδή η επάρκεια λειτουργίας, η χρονική περίοδος και οι λειτουργικές συνθήκες, είναι παράμετροι που αφορούν τη φύση της λειτουργίας του συστήματος. Ειδικότερα το κριτήριο της επαρκούς λειτουργίας είναι ένα πρόβλημα των μηχανικών του συστήματος που απαιτεί τη λεπτομερή εξέταση όλων των τύπων βλαβών για κάθε στοιχείο του συστήματος.

Σε πολλές εφαρμογές στόχος της ανάλυσης δεν είναι ο προσδιορισμός της πραγματικής στάθμης αξιοπιστίας, αλλά η σχετική αύξησή της για κάθε χρηματική μονάδα επένδυσης. Κατά συνέπεια το κρίσιμο ερώτημα που πρέπει να απαντηθεί είναι σε ποιο τμήμα του συστήματος πρέπει να επενδυθεί η επόμενη χρηματική μονάδα, για να αποδώσει τη μέγιστη αύξηση της αξιοπιστίας.

Οι μελέτες αξιοπιστίας αποτελούν επομένως ένα σημαντικό παράγοντα της διαδικασίας λήψης αποφάσεων που λαμβάνεται υπόψη σε κάθε φάση του προγραμματισμού, του σχεδιασμού και της λειτουργίας του συστήματος. Ειδικά κατά τη φάση της λειτουργίας οι χειριστές των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας χρειάζονται βραχυπρόθεσμες αναλύσεις αξιοπιστίας, οι οποίες θα εκτελούνται ταχύτατα έτσι, ώστε να λαμβάνονται αποφάσεις μέσα σε ελάχιστο χρονικό διάστημα.

Η μελέτη ενός σύνθετου συστήματος είναι ασφαλώς αδύνατη, αν το σύστημα ληφθεί στην ολότητα του. Για το λόγο αυτό η ανάλυση αξιοπιστίας διαιρεί το σύστημα στα επιμέρους στοιχεία του για τα οποία υπάρχουν επαρκή στατιστικά στοιχεία και με εφαρμογή

κατάλληλων μεθόδων εξάγει συμπεράσματα για την συμπεριφορά ολόκληρου του συστήματος. Κατά συνέπεια τα βασικά βήματα της διαδικασίας αυτής είναι τα ακόλουθα:

α) Διαίρεση του συστήματος στα βασικά του στοιχεία (υποσυστήματα ή στοιχειώδεις μονάδες).

β) Μαθηματική μοντελοποίηση καθενός στοιχείου και αναγνώριση των διαδικασιών βλάβης και καταστάσεων εκτός λειτουργίας.

γ) Ορισμός και αναγνώριση των καταστάσεων επιτυχούς λειτουργίας η εκτός λειτουργίας ολόκληρου του συστήματος.

δ) Υπολογισμός καταλλήλων δεικτών αξιοπιστίας.

Είναι φανερό πως τα βήματα (α) και (γ) απαιτούν καλή γνώση του συστήματος και επομένως την εμπλοκή των ανθρώπων εκείνων που μετέχουν στο σχεδιασμό και στη λειτουργία του. Από την άλλη πλευρά τα βήματα (β) και (δ) απαιτούν τη χρήση μαθηματικών μοντέλων, τη θεωρία των πιθανοτήτων και αριθμητικές τεχνικές, οι οποίες έχουν αναπτυχθεί σημαντικά τα τελευταία χρόνια λόγω της τεράστιας ισχύος των σύγχρονων ψηφιακών υπολογιστών.

3.1.2 Δείκτες αξιοπιστίας στα Σ.Η.Ε.

Όπως ήδη αναφέρθηκε, πέρα του βασικού δείκτη αξιοπιστίας υπάρχουν αρκετοί ακόμη, οι οποίοι εκφράζουν και ποσοτικοποιούν την αξιοπιστία και την επισκευασιμότητα ενός στοιχείου ή του συστήματος. Τέτοιοι δείκτες είναι ο ρυθμός βλαβών λ , ο χρόνος επισκευής r , η διαθεσιμότητα A , η μη διαθεσιμότητα U , το μέσο μη τροφοδοτούμενο φορτίο L , η μέση μη τροφοδοτούμενη ενέργεια E , ο μέσος χρόνος μεταξύ βλαβών $MXMB$ κ.α..

Πριν προχωρήσουμε στη διατύπωση του προβλήματος, είναι απαραίτητο για τις ανάγκες του θέματος να δώσουμε τον ορισμό των πιο σημαντικών δεικτών αξιοπιστίας οποιουδήποτε στοιχείου ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Ρυθμός βλαβών λ ενός στοιχείου καλείται ο μέσος αριθμός βλαβών, που το στοιχείο παρουσιάζει στη διάρκεια ενός χρόνου λειτουργίας του. Είναι λοιπόν φανερό ότι ο δείκτης αυτός λ δίδεται σε βλάβες /έτος.

Χρόνος επισκευής r ενός στοιχείου καλείται ο μέσος χρόνος που απαιτείται για την επισκευή του στοιχείου μετά από βλάβη που αυτό έχει υποστεί κατά τη λειτουργία του. Ο δείκτης αυτός r μετράται σε ώρες.

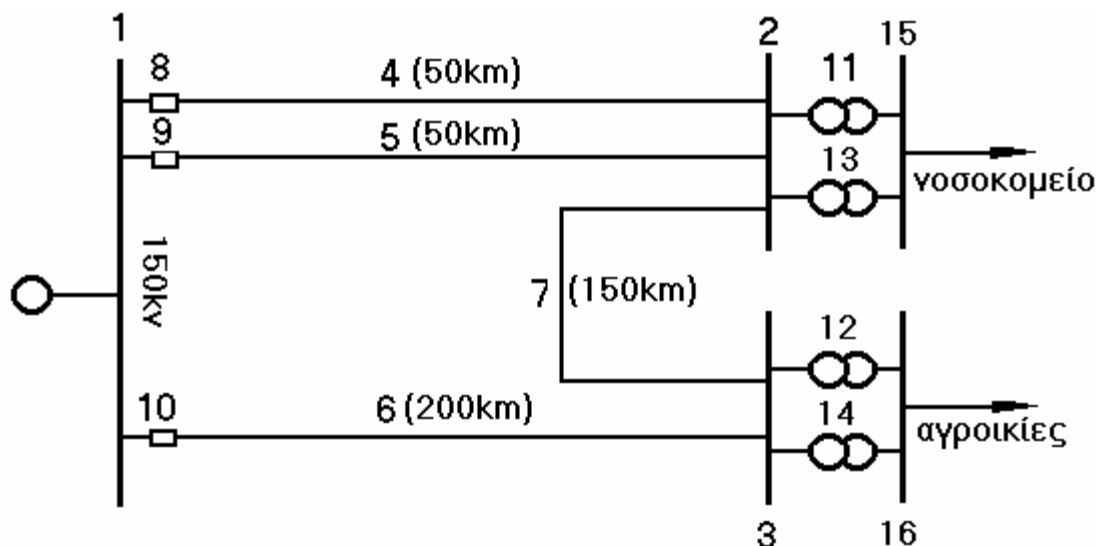
Μη διαθεσιμότητα U ενός στοιχείου είναι το πηλίκο του χρόνου κατά τον οποίο αυτό είναι εκτός λειτουργίας λόγω βλάβης, προς τον συνολικό χρόνο. Ισχύει δε με μεγάλη προσέγγιση η σχέση:

$$U = \lambda * r \quad (3.1.2-1)$$

3.2 Διατύπωση του Προβλήματος

Ας θεωρήσουμε το σύστημα μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας, το οποίο παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα.

Ο ζυγός 1 είναι ζυγός παραγωγής, ενώ οι ζυγοί 15 και 16 είναι ζυγοί φορτίου που τροφοδοτούν ένα νοσοκομείο και ένα σύνολο από αγροικίες αντίστοιχα. Τα στοιχεία 4, 5, 6 και 7 αποτελούν τις γραμμές μεταφοράς, ενώ με 8, 9 και 10 αριθμούνται οι διακόπτες ισχύος. Τέλος τα στοιχεία 11, 12, 13 και 14 συμβολίζουν τους μετασχηματιστές -Μ/Σ- υποβιβασμού, ενώ με 2 και 3 παριστάνονται οι ζυγοί πριν από τους μετασχηματιστές.



Σχήμα 3.2-1: Μικρό σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας για τη μελέτη της αξιοπιστίας

Στα δεδομένα του προβλήματος κάθε μελέτης αξιοπιστίας περιλαμβάνονται οι δείκτες αξιοπιστίας λ και r των επί μέρους στοιχείων του συστήματος. Υπάρχουν δηλαδή διαθέσιμα στατιστικά στοιχεία για τον ετήσιο αριθμό βλαβών και το χρόνο επισκευής κάθε τύπου στοιχείου (Μ/Σ, γραμμή κλπ). Είναι φανερό πως τα μεγέθη αυτά δε λαμβάνουν μονοσήμαντες αριθμητικές τιμές, αλλά ακολουθούν στατιστικές κατανομές και συνήθως στις μελέτες αξιοπιστίας χρησιμοποιούνται οι μέσες τιμές, εκτός αν υπάρχουν διαθέσιμα διαφορετικά στοιχεία. Ο ακόλουθος πίνακας παρουσιάζει τις μέσες τιμές των λ και r των στοιχείων του παραπάνω συστήματος.

Στοιχείο	Ρυθμός βλάβης λ (βλ./έτος)	Χρόνος επισκευής r (ώρες)
Ζυγοί 1, 2, 3, 4, 15, 16	0,0100	2,0
Γραμμή 4, 5	0,1350	46,6
Γραμμή 6	0,5400	46,6
Γραμμή 7	0,4050	46,6
Διακόπτες 8, 9 10	0,0775	21,0
Μετασχηματιστές 11,12,13,14	0,1314	89,0

Πίνακας 3.2-1: Μέσες τιμές των λ και r των στοιχείων του ανωτέρω συστήματος

Μία πρώτη λοιπόν προσέγγιση στο πρόβλημα της αξιοπιστίας του συγκεκριμένου συστήματος είναι ο υπολογισμός του μέσου χρόνου διακοπής της τροφοδότησης και του συνολικού ετήσιου χρόνου διακοπών που υφίστανται οι καταναλωτές των ζυγών 15 και 16, δηλαδή το νοσοκομείο και οι αγροικίες αντίστοιχα. Ζητούνται δηλαδή οι δείκτες αξιοπιστίας r_S και U_S του συνολικού συστήματος εξεταζόμενου στις εξόδους του -ζυγοί 15 και 16.

Ένα πιο σύνθετο ερώτημα θα ήταν να υπολογιστούν οι παραπάνω δείκτες r_S και U_S για διάφορες τιμές του ρυθμού βλαβών λ και του χρόνου επισκευής r ενός στοιχείου του συστήματος, για παράδειγμα της γραμμής 7, ώστε να φανεί η συμβολή της αξιοπιστίας της υπόψη γραμμής στην αξιοπιστία ολόκληρου του συστήματος.

Έχουν αναπτυχθεί δύο κατηγορίες μεθοδολογιών για τον υπολογισμό της αξιοπιστίας τεχνολογικών συστημάτων.

Η πρώτη είναι η αναλυτική που βασίζεται στην απαρίθμηση και ανάλυση των καταστάσεων του συστήματος, που μπορεί να οδηγήσουν σε βλάβη του. Στη κατηγορία αυτή ανήκουν:

1. Μεθοδολογία *Markov*
2. Τεχνική μείωσης των δικτύων
3. Μέθοδος των ελαχίστων τομών
4. Μέθοδος του συνόλου των ελαχίστων δεσμών
5. Δένδρα ενδεχομένων
6. Δένδρα βλαβών

Η δεύτερη μεθοδολογία στηρίζεται στην προσομοίωση *Monte Carlo* των διαδικασιών που λαμβάνουν χώρα στο σύστημα.

Όλες αυτές οι μεθοδολογίες απαιτούν όγκο υπολογισμών, ο οποίος γίνεται υπερβολικά μεγάλος στην ανάλυση των σύνθετων και εκτεταμένων σημερινών συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

Από την άλλη μεριά γεννήθηκε η ιδέα κατά τα δύο τελευταία έτη της δημιουργίας ενός νευρωνικού δικτύου [A93], το οποίο να είναι σε θέση να επιλύσει το σύστημα και να δώσει τους δείκτες αξιοπιστίας στους ζυγούς τροφοδότησης των καταναλωτών -15 και 16- για οποιαδήποτε τιμή των λ και r της γραμμής 7. Για το σκοπό αυτό θα εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο με κατάλληλο σύνολο προτύπων, τα οποία θα αποκτήσουμε επιλύοντας ορισμένες φορές το σύστημα με μία από τις κλασικές μεθόδους.

Όπως είναι φανερό, πρόκειται για ένα πρόβλημα προσέγγισης της συνάρτησης του συστήματος. Το όφελος στην περίπτωση αυτή θα είναι η ταχύτητα επίλυσης, λαμβανομένου υπόψη ότι οι κλασικές μέθοδοι επίλυσης είναι αρκετά πολύπλοκες και χρονοβόρες. Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 3.1 υπάρχουν στάδια στην εκμετάλλευση ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, όπου οι αποφάσεις λαμβάνονται άμεσα, χωρίς την άνεση χρόνου, και επομένως απαιτούνται γρήγορες και ευέλικτες τεχνικές ανάλυσης της αξιοπιστίας.

Στην επόμενη παράγραφο παρουσιάζεται η επίλυση του συστήματος με την μέθοδο των ελαχίστων τομών.

Το σύστημα επιλύεται επαναληπτικά για 9 διαφορετικά ζεύγη τιμών των δεικτών λ και r της γραμμής 7 έτσι, ώστε να προκύψει το κατάλληλο σύνολο προτύπων για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Έχουν ληφθεί οι χαρακτηριστικές τιμές των λ και r , δηλαδή η μέση τιμή, η χαμηλότερη τιμή -lower- και η υψηλότερη τιμή -upper- από τις αντίστοιχες κατανομές. Έπειτα θα επιλυθεί το σύστημα για άλλα 9 διαφορετικά ζεύγη τιμών των δεικτών λ και r της γραμμής 7, ώστε να προκύψει το απαραίτητο σύνολο για τον έλεγχο του νευρωνικού δικτύου -training set. Οι νέες τιμές των λ και r λαμβάνονται με τρόπο τυχαίο και κατά το δυνατό αντιπροσωπευτικό ολόκληρου του πεδίου ορισμού.

Έχοντας τα παραπάνω ως δεδομένα στη μεθεπόμενη παράγραφο θα αναπτυχθεί το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο.

3.2.1 Επίλυση του προβλήματος αξιοπιστίας του δικτύου με τη μέθοδο των ελαχίστων τομών

Με βάση το σύστημα του σχήματος 3.2-1, καθώς επίσης και τους δείκτες αξιοπιστίας των επί μέρους στοιχείων, οι οποίοι φαίνονται στον πίνακα 3.2-1, θα προσδιορίσουμε τους δείκτες αξιοπιστίας λ και r του συνολικού συστήματος υπολογιζόμενοι στους ζυγούς τροφοδότησης των καταναλωτών 15 και 16.

Για να επιλυθεί το πρόβλημα με την κλασική μεθοδολογία, πρώτα από όλα θα ορίσουμε τις *συνθήκες επίλυσης*, που είναι οι ακόλουθες:

- Χάρη συντομίας η μεθοδολογία υπολογισμού των δεικτών αξιοπιστίας θα βασιστεί στην αναγνώριση μόνο ενδεχομένων βλάβης σύμφωνα με το κριτήριο ολικής απώλειας της συνέχειας. Αυτό το κριτήριο υποθέτει ότι το σύστημα είναι πλήρως εφεδρικό, ότι δηλαδή κάθε κλάδος του συστήματος μπορεί να μεταφέρει οποιαδήποτε ισχύ του ζητηθεί.
- Επίσης θα ληφθούν υπόψη μόνο οι μόνιμες παθητικές βλάβες, εκείνες δηλαδή, στις οποίες η λειτουργία της προστασίας έχει ως αποτέλεσμα την απομόνωση μόνο των κλάδων των στοιχείων που έχουν υποστεί βλάβη, χωρίς να αποσυνδέονται και άλλοι κλάδοι.

Η επίλυση θα πραγματοποιηθεί με τη μεθοδολογία των ελαχίστων τομών, η οποία περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα υπολογισμών:

1. Αναγνώριση των ελαχίστων οδεύσεων από τις πηγές προς τους αναλυόμενους ζυγούς

Μία όδευση -διαδρομή- από τις πηγές προς την αναλυόμενη έξοδο καλείται ελάχιστη εάν δεν περιλαμβάνει κανένα στοιχείο του συστήματος περισσότερες από μία φορά. Με απλή επισκόπηση στην τοπολογία του συστήματος καταστρώνουμε τους πίνακες 3.2.1-1 και 3.2.1-2 των ελαχίστων οδεύσεων.

Αριθμός Όδευσης	Στοιχεία Όδευσης
1	1, 8, 4, 2, 11, 15
2	1, 9, 5, 2, 11, 15
3	1, 10, 6, 3, 7, 2, 11, 15
4	1, 8, 4, 2, 13, 15
5	1, 9, 5, 2, 13, 15
6	1, 10, 6, 3, 7, 2, 13, 15

Πίνακας 3.2.1-1: Ελάχιστες οδεύσεις προς ζυγό 15

Αριθμός Όδευσης	Στοιχεία Όδευσης
1	1, 8, 4, 2, 7, 3, 12, 16
2	1, 9, 5, 2, 7, 3, 12, 16
3	1, 10, 6, 3, 12, 16
4	1, 8, 4, 2, 7, 3, 14, 16
5	1, 9, 5, 2, 7, 3, 14, 16
6	1, 10, 6, 3, 14, 16

Πίνακας 3.2.1-2: Ελάχιστες οδεύσεις προς ζυγό 16

2. Εύρεση του συνόλου των ελαχίστων τομών των ζυγών, πρώτου, δευτέρου, τρίτου και μεγαλύτερου -αν απαιτείται- βαθμού.

Τομή -διακοπή- του συστήματος προς τον αναλυόμενο κόμβο καλείται ένα σύνολο στοιχείων του συστήματος, η βλάβη των οποίων έχει ως αποτέλεσμα τη διακοπή τροφοδότησης του συγκεκριμένου κόμβου.

Ελάχιστη καλείται η τομή εκείνη, της οποίας, αν επισκευαστεί ένα οποιοδήποτε στοιχείο, το σύστημα επανέρχεται σε λειτουργία.

Βαθμός ελάχιστης τομής καλείται ο αριθμός των στοιχείων, τα οποία η τομή περιλαμβάνει.

Για το σκοπό αυτό καταστρώνουμε τους πίνακες 3.2.1-3 και 3.2.1-4, των ελαχίστων οδεύσεων σε δυαδική μορφή, όπου $\Delta(i,j)=1$ σημαίνει ότι το στοιχείο j ανήκει στη διαδρομή i , ενώ $\Delta(i,j)=0$ σημαίνει ότι το στοιχείο j δεν ανήκει στη διαδρομή i .

Αριθμός οδευσης	Στοιχεία Συστήματος															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
2	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0
3	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0
4	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0
5	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0
6	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0

Πίνακας 2.3.1-3: Έκφραση των οδεύσεων σε δυαδική μορφή για το ζυγό 15

Αριθμός οδευσης	Στοιχεία Συστήματος															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
2	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1
3	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1
4	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1
5	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1
6	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1

Πίνακας 2.3.1-4: Έκφραση των οδεύσεων σε δυαδική μορφή για το ζυγό 16

Αναλύοντας τις οδεύσεις σε δυαδική μορφή του ζυγού 15 του πίνακα 3.2.1-3 προκύπτουν οι παρακάτω ελάχιστες τομές:

- Πρώτου βαθμού : στοιχεία 1, 2,15
- Δευτέρου βαθμού: στοιχεία (11+13)
- Τρίτου βαθμού: στοιχεία (3+4+5), (4+5+6), (4+5+7), (4+5+10), (3+8+9), (7+8+9), (3+4+9), (4+6+9), (4+7+9), (4+9+10), (3+5+8), (5+6+8), (5+7+8), (5+8+10), (6+8+9), (8+9+10)

Αντίστοιχα αναλύοντας τις οδεύσεις σε δυαδική μορφή του ζυγού 16 του πίνακα 3.2.1-4 προκύπτουν οι παρακάτω ελάχιστες τομές:

- Πρώτου βαθμού : στοιχεία 1,3,16
- Δευτέρου βαθμού: στοιχεία (2+6), (2+10), (6+7), (7+10), (12+14)
- Τρίτου βαθμού: στοιχεία: (4+5+6), (4+6+9), (5+6+8), (4+5+10), (4+9+10), (5+8+10), (8+9+10), (6+8+9)

Λαμβανομένου υπόψη ότι κάθε ελάχιστη τομή αποτελείται ουσιαστικά από στοιχεία συνδεδεμένα παράλληλα εφαρμόζονται οι αντίστοιχες ακριβείς -όχι οι προσεγγιστικές- εξισώσεις για τον υπολογισμό των ισοδυνάμων δεικτών, και τα αποτελέσματα φαίνονται αναλυτικά στους πίνακες 3.2.1-5 και 3.2.1-6.

Δηλαδή για τις τομές δευτέρου βαθμού ισχύουν ότι:

$$\lambda_p = \lambda_1 \lambda_2 (r_1 + r_2) / (1 + \lambda_1 r_1 + \lambda_2 r_2) \quad (3.2.1-1)$$

$$r_p = (r_1 r_2) / (r_1 + r_2) \quad (3.2.1-2)$$

$$U_p = \lambda_p r_p \quad (3.2.1-3)$$

Αντίστοιχα για να προσδιορίσουμε τις τομές τρίτου βαθμού, θεωρούμε κατ'αρχήν το ισοδύναμο των παράλληλων στοιχείων 1 και 2, το οποίο στη συνέχεια συνδυάζουμε με το τρίτο στοιχείο. Με τον τρόπο αυτό προκύπτουν οι παρακάτω σχέσεις:

$$\lambda_{12} = \lambda_1 \lambda_2 (r_1 + r_2) / (1 + \lambda_1 r_1 + \lambda_2 r_2) \quad (3.2.1-4)$$

$$r_{12} = (r_1 r_2) / (r_1 + r_2) \quad (3.2.1-5)$$

$$\lambda_p = \lambda_{12} \lambda_3 (r_{12} + r_3) / (1 + \lambda_{12} r_{12} + \lambda_3 r_3) \quad (3.2.1-6)$$

$$r_p = (r_{12} r_3) / (r_{12} + r_3) \quad (3.2.1-7)$$

$$U_p = \lambda_p r_p \quad (3.2.1-8)$$

Έχοντας χρησιμοποιήσει τις ακριβείς σχέσεις για τον υπολογισμό των ισοδυνάμων στοιχείων μπορούμε, θέτοντας στο ρυθμό βλάβης και στο χρόνο επισκευής οποιουδήποτε στοιχείου, τιμή ίση με το άπειρο -ουσιαστικά πάρα πολύ μεγάλη-, να θέσουμε εκτός λειτουργίας το υπόψη στοιχείο. Με τον τρόπο αυτό μπορούμε να παίρνουμε αμέσως τους δείκτες αξιοπιστίας του συστήματος, όταν για παράδειγμα τεθούν εκτός λειτουργίας -για λόγους βλάβης ή συντήρησης- κάποια από τα στοιχεία του.

Σε εφαρμογή των παραπάνω θέτουμε στους δείκτες αξιοπιστίας λ και r της γραμμής 4 τιμές ίσες με $1,11\text{E}+16$ και $1\text{E}+31$ αντίστοιχα και με τον τρόπο αυτό θέτουμε εκτός λειτουργίας την υπόψη γραμμή. Για λόγους σκοπιμότητας θα συνεχίσουμε την ανάλυση με την υπόψη γραμμή εκτός λειτουργίας. Οι επόμενοι δύο πίνακες παρουσιάζουν τους δείκτες αξιοπιστίας του συστήματος στους ζυγούς 15 και 16.

Στοιχ.	λ	$r/8760$	$r(\text{ώρες})$	λ_{12}	r_{12}	Ελάχ. Τομές	$\lambda(\text{βλ./έτος})$	$r(\text{ώρες})$	$U(\text{ωρ./έτος})$
1	0,01	2E-04	2	-	-	1	0,01	2	0,02
2	0,01	2E-04	2	-	-	2	0,01	2	0,02
3	0,01	2E-04	2	-	-	15	0,01	2	0,02
4	1,1E+16	1E+27	1E+31	-	-	(11+13)	0,000349904	44,5	0,01557072
5	0,135	0,005	46,6	0,01	,0002	(3+4+5)	7,48433E-06	1,917695473	1,4353E-05
6	0,54	0,005	46,6	0,135	0,005	(4+5+6)	0,000772828	23,3	0,01800689
7	0,405	0,005	46,6	0,135	0,005	(4+5+7)	0,000580036	23,3	0,01351484
8	0,0775	0,002	21	0,135	0,005	(4+5+10)	8,06651E-05	14,47633136	0,00116773
9	0,0775	0,002	21	2E-06	,0002	(3+8+9)	4,10764E-10	1,68	6,9008E-10
10	0,0775	0,002	21	0,0002	0,002	(7+8+9)	7,58297E-08	8,569176883	6,498E-07
11	0,1314	0,01	89	0,01	,0002	(3+4+9)	2,03443E-06	1,826086957	3,7151E-06
12	0,1314	0,01	89	0,54	0,005	(4+6+9)	0,000321967	14,47633136	0,00466091
13	0,1314	0,01	89	0,405	0,005	(4+7+9)	0,000241649	14,47633136	0,00349818
14	0,1314	0,01	89	0,0775	0,002	(4+9+10)	2,87864E-05	10,5	0,00030226
15	0,01	2E-04	2	7E-06	,0002	(3+5+8)	1,51719E-09	1,757227509	2,6661E-09
16	0,01	2E-04	2	0,0008	0,003	(5+6+8)	3,02832E-07	11,04514673	3,3448E-06
						(5+7+8)	2,27287E-07	11,04514673	2,5104E-06
						(5+8+10)	2,53129E-08	8,569176883	2,1691E-07
						(6+8+9)	1,01034E-07	8,569176883	8,6578E-07
						(8+9+10)	8,02074E-09	7	5,6145E-08
						Συν. δείκτες			
						-	0,032386096	3,604856725	0,11674723
						Συν. δείκτες μόνο με τις τομές α βαθμού			
						-	0,03	2	0,06

Πίνακας 3.2.1-5: Ανάλυση ελαχίστων τομών ζυγού 15

Επομένως η συχνότητα βλαβών των καταναλωτών του ζυγού 15 είναι 0,0323 βλάβες ετησίως, η μέση διάρκεια διακοπής είναι 3,604 ώρες και ο μέσος ετήσιος χρόνος διακοπών είναι 0,1167 ώρες.

Στοιχ.	λ	$r/8760$	$r(\acute{\omega}\rho\epsilon\varsigma)$	λ_{12}	r_{12}	Ελάχ. Τομές	$\lambda(\beta\lambda./\acute{\epsilon}\tau\omicron\varsigma)$	$r(\acute{\omega}\rho\epsilon\varsigma)$	$U(\omega\rho./\acute{\epsilon}\tau\omicron\varsigma)$
1	0,01	2E-04	2	-	-	1	0,01	2	0,02
2	0,01	2E-04	2	-	-	3	0,01	2	0,02
3	0,01	2E-04	2	-	-	16	0,01	2	0,02
4	1E+16	1E+27	1E+31	-	-	(2+6)	2,9873E-05	1,91769547	5,72874E-05
5	0,135	0,005	46,6	-	-	(2+10)	2,03443E-06	1,82608696	3,71505E-06
6	0,54	0,005	46,6	-	-	(6+7)	0,00231517	23,3	0,053943455
7	0,405	0,005	46,6	-	-	(7+10)	0,000241649	14,4763314	0,003498184
8	0,078	0,002	21	-	-	(12+14)	0,000349904	44,5	0,015570717
9	0,078	0,002	21	0,135	0,0053	(4+5+6)	0,000772828	23,3	0,018006886
10	0,078	0,002	21	0,54	0,0053	(4+6+9)	0,000321967	14,4763314	0,004660906
11	0,131	0,01	89	0,0008	0,0027	(5+6+8)	3,02832E-07	11,0451467	3,34483E-06
12	0,131	0,01	89	0,135	0,0053	(4+5+10)	8,06651E-05	14,4763314	0,001167735
13	0,131	0,01	89	0,0775	0,0024	(4+9+10)	2,87864E-05	10,5	0,000302257
14	0,131	0,01	89	8E-05	0,0017	(5+8+10)	2,53129E-08	8,56917688	2,1691E-07
15	0,01	2E-04	2	3E-05	0,0012	(8+9+10)	8,02074E-09	7	5,61452E-08
16	0,01	2E-04	2	0,0003	0,0017	(6+8+9)	1,01034E-07	8,56917688	8,65778E-07
						Συν. Δείκτες			
						-	0,034143313	4,60458025	0,157215626
						Συν. δείκτες μόνο με τις τομές α βαθμού			
						-	0.03	2	0.06

Πίνακας 3.2.1-6: Ανάλυση ελαχίστων τομών ζυγού 16

Επίσης η συχνότητα βλαβών των καταναλωτών του ζυγού 16 είναι 0,0341 βλάβες ετησίως, η μέση διάρκεια διακοπής είναι 4,6045 ώρες και ο μέσος ετήσιος χρόνος διακοπών είναι 0,1572 ώρες.

3.2.1α Επίλυση του προβλήματος για διαφορετικές τιμές των δεικτών λ_7 και r_7

Επιλύουμε στη συνέχεια άλλες 8 φορές το πρόβλημα αλλάζοντας μόνο τις αριθμητικές τιμές των δεικτών λ_7 και r_7 . Λαμβάνουμε έτσι τους αντίστοιχους δείκτες αξιοπιστίας των ζυγών 15 και 16, οι οποίοι παρουσιάζονται στον πίνακα 3.2.1α-1.

Ο ακόλουθος πίνακας περιέχει τους δύο ανεξάρτητους από τους τρεις δείκτες, δηλαδή το μέσο χρόνο βλάβης και τη μη διαθεσιμότητα .

Δείκτες Αξιοπιστίας Γραμμής 7									
λ_7	0,345	0,345	0,345	0,405	0,405	0,405	0,495	0,495	0,495
r_7	39	46,6	56,8	39	46,6	56,8	39	46,6	56,8

Δείκτες Αξιοπιστίας Ζυγών 15 και 16									
r_{15}	3,474082	3,540448	3,629048	3,527407	3,604857	3,708161	3,606661	3,700493	3,825482
r_{16}	4,19128	4,404571	4,687018	4,358156	4,60458	4,930203	4,602018	4,896196	5,283705
U_{15}	0,11187	0,114231	0,117398	0,113977	0,116747	0,120462	0,117136	0,120519	0,125054
U_{16}	0,140751	0,148721	0,159411	0,147864	0,157216	0,169756	0,158528	0,169947	0,185258

Πίνακας 3.2.1α-1: Δείκτες Αξιοπιστίας Γραμμής 7, Ζυγών 15 και 16

3.2.2 Επίλυση του προβλήματος αξιοπιστίας του δικτύου με τη βοήθεια τεχνητών νευρωνικών δικτύων

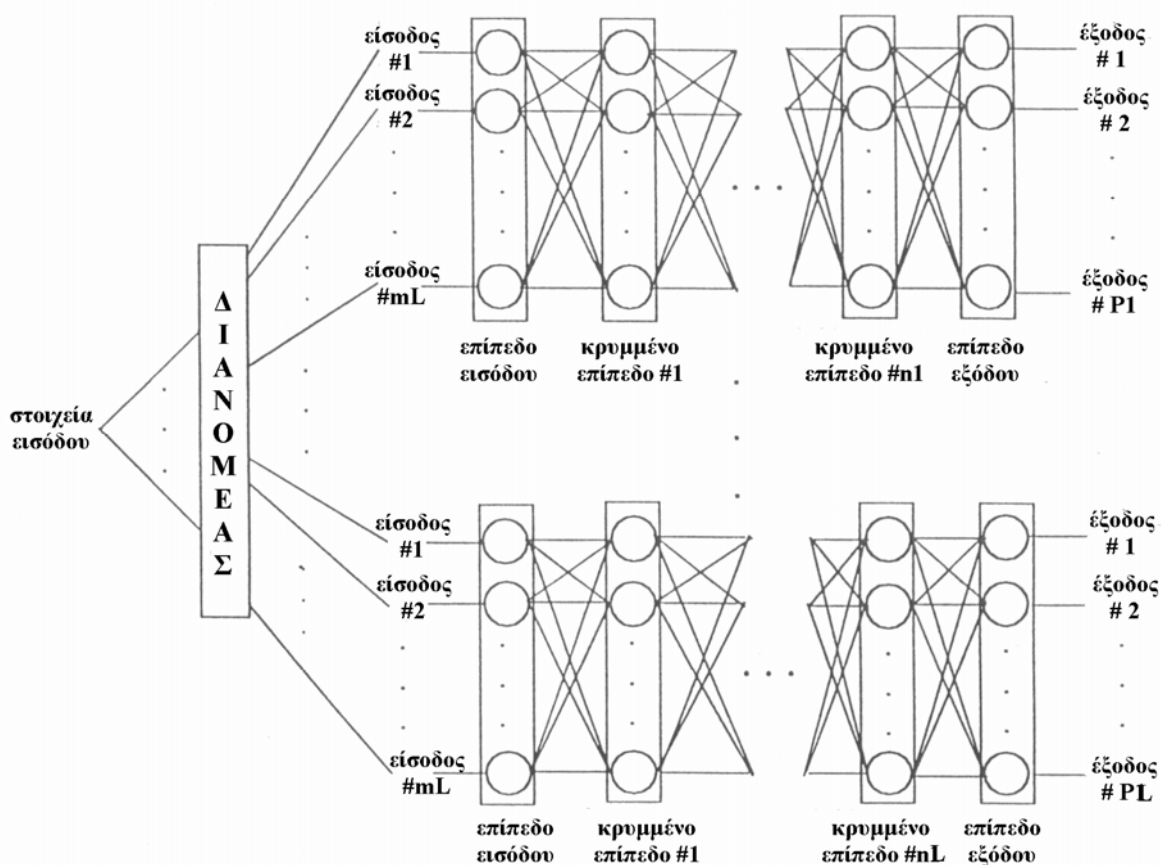
Όπως είπαμε προηγουμένως, πρόκειται για ένα πρόβλημα προσέγγισης μίας συνάρτησης, η οποία συσχετίζει τους δείκτες αξιοπιστίας της γραμμής με τη συνολική αξιοπιστία του συστήματος.

Η φύση του προβλήματος και το γεγονός ότι υπάρχει διαθέσιμο ένα σύνολο προτύπων, παραπέμπει στη χρησιμοποίηση ενός πολυστρωματικού *perceptron*.

3.2.2α Ανασκόπηση βιβλιογραφίας και αρθρογραφίας για το πρόβλημα της αξιοπιστίας του δικτύου με τη βοήθεια τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Προς επιβεβαίωση των υποψιών μας, ανετρέξαμε στη διεθνή βιβλιογραφία και αρθρογραφία και προσδιορίσαμε ότι η περιοχή της αξιοπιστίας είναι ένας χώρος όχι ιδιαίτερα πλούσιος σε εφαρμογές νευρωνικών δικτύων. Μόνο στο άρθρο [A93] πραγματεύεται κάτι αντίστοιχο στο *IEEE Reliability Test System*, το οποίο περιλαμβάνει τόσο την παραγωγή -μονάδες-, όσο και τη μεταφορά της ηλεκτρικής ενέργειας. Το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο έχει επίσης αρχιτεκτονική πολυεπίπεδου *perceptron* και υπολογίζει 4 δείκτες αξιοπιστίας για κάθε μονάδα και 6 δείκτες για κάθε ζυγό φορτίου.

Συγκεκριμένα παρουσιάζεται μία νέα μέθοδος εκτίμησης της αξιοπιστίας των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας που στηρίζεται στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η αρχιτεκτονική του συστήματος φαίνεται στο σχήμα 3.2.2α-1 που αποτελείται από ένα δίκτυο παράλληλων υπομονάδων.



Σχήμα 3.2.2α-1: Δομή νευρωνικού δικτύου προτεινόμενη στο [A93]

Αποτελεί ειδική περίπτωση της ιεραρχικής δομής. Η κάθε υπομονάδα μπορεί να εκπαιδευτεί και να ελεγχθεί χωριστά από τις υπόλοιπες. Η k -οστή υπομονάδα με m_k κόμβους εισόδων, p_k κόμβων εξόδων, n_k κρυμμένα επίπεδα. Για την εκπαίδευση της κάθε μονάδας χρησιμοποιείται ο γενικευμένος κανόνας δέλτα, που είναι μία επιβλεπόμενη μέθοδος. Οι τιμές εισόδου μπορούν να κυμαίνονται ανάμεσα σε $[-1,1]$ ή $(0,1,0,9)$.

Στην παρούσα περίπτωση για την εκτίμηση της προγραμματισμένης συντήρησης σε εβδομάδες/έτος, του μέσου χρόνου αστοχίας, του μέσου χρόνου επισκευής σε ώρες και του ρυθμού μη προγραμματισμένων διακοπών των γεννητριών έχουμε τέσσερις χωριστές μονάδες. Σημαντικός παράγοντας για το σύστημα παραγωγής είναι και οι πληροφορίες για έλλειψη ισχύος από το σύστημα που στη συγκεκριμένη περίπτωση κατηγοριοποιούνται σε δύο κατηγορίες: 0-1500MW, 1500-2450MW, δηλαδή εκφράζει την πιθανότητα $P(x)$ να υπάρχει έλλειψη ισχύος από x και πάνω.

Για το σύστημα μεταφοράς ορίζονται τα μεγέθη εισόδου και τα μεγέθη εξόδου αντίστοιχα. Η μέθοδος δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα με σφάλματα του 1% για τις γεννήτριες και 0,5% για τις γραμμές μεταφοράς.

3.2.2β Ανάπτυξη και εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου για το πρόβλημα της αξιοπιστίας ενός μικρού συστήματος

Ενθυμούμενοι το σύστημα του σχήματος 3.2-1 και με βάση τα προαναφερθέντα το πρώτο ζήτημα που πρέπει να εξεταστεί είναι η αρχιτεκτονική του δικτύου. Όπως είναι φανερό, αυτή πρέπει να περιλαμβάνει τουλάχιστον τρία επίπεδα:

- το επίπεδο εισόδου, το οποίο θα απαρτίζεται από δύο νευρώνες, όσοι δηλαδή και οι είσοδοι $-l$ και r της γραμμής 7.
- το επίπεδο εξόδου, το οποίο θα απαρτίζεται από τέσσερις νευρώνες δεδομένου ότι οι έξοδοι είναι τέσσερις, δύο δηλαδή δείκτες αξιοπιστίας για καθένα από τους δύο ζυγούς των καταναλωτών -15 και 16.
- Τα ενδιάμεσα n κρυμμένα επίπεδα. Αξίζει εδώ να αναφέρουμε ότι δοκιμάστηκαν τόσο ένα, όσο και περισσότερα κρυμμένα επίπεδα, αλλά το ένα απέδωσε καλύτερα αποτελέσματα. Αποδείχθηκε στην πράξη ότι η πολυπλοκότητα -complexity- του συστήματος δεν είναι τόσο μεγάλη, με αποτέλεσμα τα πολλά κρυμμένα επίπεδα να οδηγούν το δίκτυο σε υπερεκπαίδευση και αποστήθιση -over-training και over-fitting. Άλλωστε υπάρχει και το θεώρημα του Kromologon, σύμφωνα με το οποίο χρειάζεται μόνο ένα κρυμμένο επίπεδο για να αναπαραστήσουμε τις σχέσεις των ζητούμενων μεγεθών.

Παράλληλα με τις δοκιμές για βέλτιστο αριθμό επιπέδων εξετάστηκε και ο αριθμός νευρώνων των κρυμμένων επιπέδων, που οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα. Με χρησιμοποίηση τεχνικών κλαδέματος και κατασκευής -pruning και constructing- οδηγήθηκε το σύστημα στη βέλτιστη αρχιτεκτονική, η οποία αποτελείται από ένα κρυμμένο επίπεδο με τέσσερις νευρώνες.

Λαμβανομένου υπόψη ότι οι έξοδοι παίρνουν συνεχείς τιμές, χρησιμοποιήθηκε για μεν το κρυμμένο επίπεδο νευρώνων η σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς -tansig ή αλλιώς υπερβολική εφαπτομένη-, για δε το επίπεδο εξόδου η γραμμική συνάρτηση -purelin.

Ένα άλλο ζήτημα που απασχόλησε ήταν το γεγονός ότι οι δείκτες αξιοπιστίας από τη φύση τους λαμβάνουν τιμές παραπλήσιες μεταξύ τους, με αποτέλεσμα τόσο οι είσοδοι, όσο και οι έξοδοι να κινούνται μέσα σε σχετικά στενά όρια. Για το λόγο αυτό έγινε προεπεξεργασία των δεδομένων με γραμμική αντιστοίχισή τους στο διάστημα $(0,1, 0,9)$ έτσι, ώστε να αποκτήσουν μεγαλύτερη διακρίσιμότητα.

Όπως αναφέρθηκε ήδη το σύνολο εκπαίδευσης -training set- αποτελείται από 9 πρότυπα, τα οποία προέκυψαν από την επίλυση του συστήματος -βλέπετε παράγραφο 3.2.1. Οι ακόλουθοι πίνακες παρουσιάζουν το σύνολο αυτό τόσο πριν τη γραμμική αντιστοίχιση -μη σταθμισμένα πρότυπα-, όσο και μετά την αντιστοίχιση -σταθμισμένα πρότυπα.

είσοδοι	λ_7	0,345	0,345	0,345	0,405	0,405	0,405	0,495	0,495	0,495
	r_7	39	46,6	56,8	39	46,6	56,8	39	46,6	56,8
έξοδοι	r_{15}	3,47408	3,54045	3,629048	3,527407	3,604857	3,708161	3,606661	3,70049	3,82548
	r_{16}	4,19128	4,40457	4,687018	4,358156	4,60458	4,930203	4,602018	4,8962	5,2837
	U_{15}	0,11187	0,11423	0,117398	0,113977	0,116747	0,120462	0,117136	0,12052	0,12505
	U_{16}	0,14075	0,14872	0,159411	0,147864	0,157216	0,169756	0,158528	0,16995	0,18526

Πίνακας 3.2.2β-1: Μη σταθμισμένα πρότυπα εκπαίδευσης

είσοδοι	λ_7	0,1	0,1	0,1	0,42	0,42	0,42	0,9	0,9	0,9
	r_7	0,1	0,44157	0,9	0,1	0,441573	0,9	0,1	0,44157	0,9
έξοδοι	r_{15}	0,1	0,25109	0,452796	0,2214	0,397722	0,632906	0,401829	0,61545	0,9
	r_{16}	0,1	0,2562	0,463037	0,222206	0,402666	0,641125	0,40079	0,61622	0,9
	U_{15}	0,1	0,24327	0,435418	0,227865	0,395953	0,621359	0,419534	0,62479	0,9
	U_{16}	0,1	0,24327	0,435417	0,227864	0,395952	0,621358	0,419534	0,62479	0,9

Πίνακας 3.2.2β-2: Σταθμισμένα πρότυπα εκπαίδευσης

Η επίλυση και η εφαρμογή έγινε στο υπολογιστικό πακέτο Matlab με χρήση κατάλληλων συναρτήσεων της εργαλειοθήκης του πακέτου, ενώ οι αντίστοιχες εντολές και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο παράρτημα 1.

Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε είναι ο προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος τύπου Levenberg-Marquardt -Levenberg-Marquardt fast back propagation. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος φάνηκε ότι επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα στο υπόψη πρόβλημα έναντι άλλων συναφών, που δοκιμάστηκαν επίσης. Στις παραμέτρους της αντίστοιχης συνάρτησης εκπαίδευσης -trainlm- τέθηκε ως στόχος ελάχιστου τετραγωνικού σφάλματος 10^{-6} ; στόχος ο οποίος επιτεύχθηκε μετά από μόλις 8 επαναλήψεις.

Στη συνέχεια οι πίνακες 3.2.2β-3 και 3.2.2β-4 παρουσιάζουν το σύνολο γενίκευσης - test set- με τα μη σταθμισμένα και σταθμισμένα πρότυπα.

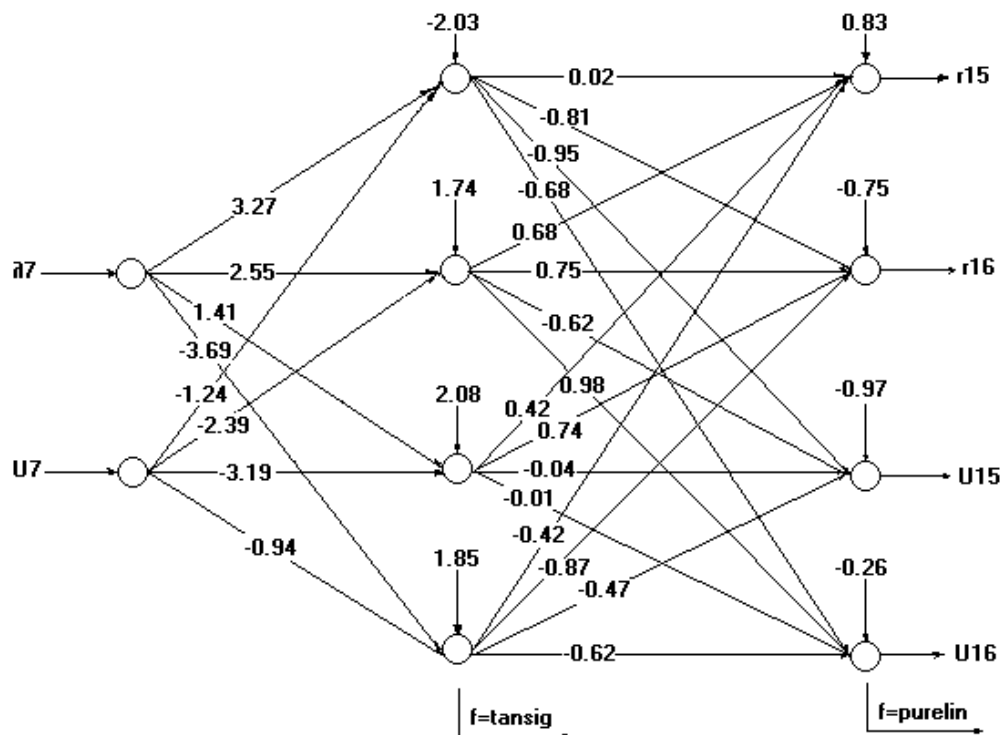
είσοδοι	λ_7	0,38	0,45	0,42	0,45	0,46	0,48	0,49	0,44	0,47
	r_7	45	50	40	55	45	42	50	52	54
έξοδοι	r_{15}	3,562777	3,69099	3,551255	3,746934	3,645063	3,629549	3,736593	3,70148	3,76048
	r_{16}	4,473042	4,8714	4,433024	5,046117	4,726225	4,675477	5,009209	4,90534	5,08583
	U_{15}	0,115152	0,12001	0,114882	0,122031	0,118391	0,117905	0,121806	0,12035	0,1226
	U_{16}	0,15183	0,16823	0,150918	0,175053	0,162763	0,161124	0,174294	0,16938	0,17696

Πίνακας 3.2.2β-3: Μη σταθμισμένα πρότυπα γενίκευσης

είσοδοι	λ_7	0,286667	0,66	0,5	0,66	0,713333	0,82	0,873333	0,60667	0,76667
	r_7	0,369663	0,59438	0,144944	0,819101	0,369663	0,234831	0,594382	0,68427	0,77416
έξοδοι	r_{15}	0,301924	0,59381	0,275691	0,721177	0,489255	0,453938	0,697633	0,61769	0,75202
	r_{16}	0,306339	0,59806	0,277033	0,72601	0,491749	0,454585	0,698982	0,62292	0,7551
	U_{15}	0,299145	0,59387	0,28276	0,716565	0,495668	0,4662	0,702935	0,6146	0,75091
	U_{16}	0,299144	0,59387	0,28276	0,716565	0,495668	0,466199	0,702935	0,6146	0,75091

Πίνακας 3.2.2β-4: Σταθμισμένα πρότυπα γενίκευσης

Στο σχήμα 3.2.2β-1 παρουσιάζεται η πλήρης ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου, η οποία περιλαμβάνει τις εισόδους, τις εξόδους, τα επίπεδα, τους νευρώνες, τις συναρτήσεις μεταφοράς, τις συνδέσεις, τα βάρη τους και τις πολώσεις.



Σχήμα 3.2.2β-1: Τελική προτεινόμενη δομή νευρωνικού δικτύου

3.2.2γ Αποτελέσματα και αξιολόγηση

Όπως ήδη αναλύθηκε, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε με 9 πρότυπα. Ο στόχος κατά τη φάση της εκπαίδευσης για αθροιστικό τετραγωνικό σφάλμα $-SSE = \text{sum square error} - 10^{-6}$ επιτεύχθηκε σε μόλις 8 επαναλήψεις, όπως φαίνεται και στο παράρτημα 1 και επαναλαμβάνεται στο σημείο αυτό.

0 epochs	SSE = 26.4341.
2 epochs	SSE = 0.516696.
4 epochs	SSE = 0.00600254.
6 epochs	SSE = 1.20168e-006.
8 epochs	SSE = 8.26649e-007.

Η γενίκευση, την οποία το δίκτυο επιτυγχάνει είναι πράγματι πολύ καλή. Οι πίνακες 3.2.2γ-1 και 3.2.2γ-2 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου για τα 9 πρότυπα του συνόλου εκπαίδευσης και, όπως φαίνεται, τα σφάλματα κυμαίνονται από 0.01% έως 0.14%. Πρόκειται δηλαδή για εξαιρετικά ακριβή αποτελέσματα.

λ_7	r_7	r_{15}			r_{16}		
		πρότυπα	ΤΝΔ	σφάλμα	πρότυπα	ΤΝΔ	σφάλμα
0,38	45	3,562777	3,563557	0,02%	4,473042	4,475447	0,05%
0,45	50	3,690987	3,690281	0,02%	4,871395	4,868584	0,06%
0,42	40	3,551255	3,550512	0,02%	4,433024	4,431067	0,04%
0,45	55	3,746934	3,747911	0,03%	5,046117	5,048424	0,05%
0,46	45	3,645063	3,643194	0,05%	4,726225	4,720287	0,13%
0,48	42	3,629549	3,627908	0,05%	4,675477	4,670445	0,11%
0,49	50	3,736593	3,736842	0,01%	5,009209	5,009233	0,00%
0,44	52	3,701477	3,701219	0,01%	4,90534	4,903951	0,03%
0,47	54	3,760481	3,761528	0,03%	5,085834	5,088434	0,05%

Πίνακας 3.2.2γ-1: Σφάλματα στον προσδιορισμό του χρόνου επισκευής των ζυγών 15 και 16 σε ώρες

λ_7	r_7	U_{15}			U_{16}		
		πρότυπα	ΤΝΔ	σφάλμα	πρότυπα	ΤΝΔ	σφάλμα
0,38	45	0,115152	0,115176	0,02%	0,15183	0,151911	0,05%
0,45	50	0,120009	0,119985	0,02%	0,168227	0,168145	0,05%
0,42	40	0,114882	0,114854	0,02%	0,150918	0,150826	0,06%
0,45	55	0,122031	0,122071	0,03%	0,175053	0,175188	0,08%
0,46	45	0,118391	0,118322	0,06%	0,162763	0,162531	0,14%
0,48	42	0,117905	0,117842	0,05%	0,161124	0,160912	0,13%
0,49	50	0,121806	0,121819	0,01%	0,174294	0,174337	0,02%
0,44	52	0,120351	0,120342	0,01%	0,16938	0,169352	0,02%
0,47	54	0,122597	0,12264	0,03%	0,176963	0,177107	0,08%

Πίνακας 3.2.2γ-2: Σφάλματα στον προσδιορισμό της μη διαθεσιμότητας των ζυγών 15 και 16 σε ώρες/έτος

3.2.2δ Γενίκευση του νευρωνικού δικτύου και αντίστοιχα αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται γενίκευση του μοντέλου που ήδη δημιουργήσαμε με την κατάστρωση ενός νευρωνικού δικτύου, το οποίο θα υπολογίζει πάλι την αξιοπιστία του συστήματος στις εξόδους του (ζυγούς 15 και 16) λαμβάνοντας όμως ως εισόδους τους δείκτες αξιοπιστίας του συνόλου των στοιχείων. Συνεπώς το νέο νευρωνικό δίκτυο δεν έχει πλέον τέσσερις εισόδους, αλλά 32, δηλαδή το γινόμενο των 16 στοιχείων επί τους δύο δείκτες αξιοπιστίας για καθένα από αυτά.

Είναι προφανές ότι για την εκπαίδευση του υπόψη νευρωνικού δικτύου θα απαιτηθεί ένα αρκετά μεγάλο σύνολο εκπαίδευσης, το οποίο θα μεταβιβάσει ως εμπειρία στο νευρωνικό δίκτυο τη λογική που συνδέει τις 32 ανεξάρτητες εισόδους με τις 4 εξόδους του. Λαμβανομένου υπόψη ότι το σύνολο αυτό των διανυσμάτων -36 διαστάσεων- πρέπει να περιλαμβάνει πλήθος στοιχείων -της τάξεως μερικών χιλιάδων-, θα ήταν αδύνατο να δημιουργηθεί με τρόπο απλό, όπως στο προηγούμενο κεφάλαιο. Για το λόγο αυτό έχει γραφεί κώδικας σε *Visual Basic* σε εργαλεία ελέγχου του *Excel* με τη βοήθεια του οποίου δημιουργήθηκε το παραπάνω σύνολο.

Το πρόγραμμα αυτό, το οποίο παρουσιάζεται στο παράρτημα 1, διαβάζει κατ' αρχήν τον πίνακα 3.2.2δ-1 των χαρακτηριστικών τιμών των δεικτών αξιοπιστίας του συστήματος παρέχοντας τη δυνατότητα δημιουργίας ενός συνόλου εκπαίδευσης, οσοδήποτε μεγάλου, μέσα στα πλαίσια, βέβαια, που οριοθετούν οι κάτω και άνω τιμές *-lower* και *upper*- των δεικτών αξιοπιστίας του πίνακα 3.2.2δ-1.

Το σύνολο αυτό παράγεται με τον ακόλουθο τρόπο. Το διάστημα ανάμεσα στην *lower* και *upper* τιμή κάθε δείκτη αξιοπιστίας διαιρείται σ' ένα πλήθος από σημεία και καθένα από αυτά συνδυάζεται με τη μέση τιμή των υπολοίπων δεικτών.

Εφόσον είναι ήδη γνωστές οι ελάχιστες τομές και οι αντίστοιχοι βαθμοί τους, είναι λογικό να λάβουμε μεγαλύτερο αριθμό σημείων για τους δείκτες αξιοπιστίας των στοιχείων που μετέχουν στις τομές των μικρότερων βαθμών. Για το σκοπό αυτό το πλήθος των σημείων κάθε ομάδας στοιχείων ορίζεται παραμετρικά μέσα από το πρόγραμμα.

Ρυθμός βλαβών	Ελάχιστη τιμή	Μέση τιμή	Μέγιστη τιμή	Χρόνος επισκευής	Ελάχιστη τιμή	Μέση τιμή	Μέγιστη τιμή
λ_1	0,01	0,023	0,03	r_1	1	2	3
λ_2	0,01	0,023	0,03	r_2	1	2	3
λ_3	0,01	0,023	0,03	r_3	1	2	3
λ_4	0,115	0,135	0,165	r_4	39	46,6	56,8
λ_5	0,115	0,135	0,165	r_5	39	46,6	56,8
λ_6	0,46	0,54	0,66	r_6	39	46,6	56,8
λ_7	0,345	0,405	0,495	r_7	39	46,6	56,8
λ_8	0,0662	0,0775	0,0902	r_8	18	21	24
λ_9	0,0662	0,0775	0,0902	r_9	18	21	24
λ_{10}	0,0662	0,0775	0,0902	r_{10}	18	21	24
λ_{11}	0,118	0,1314	0,1535	r_{11}	76	89	104
λ_{12}	0,118	0,1314	0,1535	r_{12}	76	89	104
λ_{13}	0,118	0,1314	0,1535	r_{13}	76	89	104
λ_{14}	0,118	0,1314	0,1535	r_{14}	76	89	104
λ_{15}	0,01	0,023	0,03	r_{15}	1	2	3
λ_{16}	0,01	0,023	0,03	r_{16}	1	2	3

Πίνακας 3.2.2δ-1: Χαρακτηριστικές τιμές δεικτών αξιοπιστίας για γενικευμένο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Σε εφαρμογή των παραπάνω για μεν τους δείκτες αξιοπιστίας των στοιχείων 1, 2,3,15,16 ελήφθησαν 60 σημεία, για δε τα στοιχεία 6,7,10,11,12,13,14 ελήφθησαν 30 σημεία, ενώ για τα στοιχεία 4,5,8,9 θεωρήσαμε μόνο 10 σημεία. Στηριζόμενοι στις τιμές των σημείων αυτών δημιουργήθηκε ένα σύνολο 1130 προτύπων για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Όπως και στην περίπτωση του μικρού νευρωνικού δικτύου έγινε πάλι προεπεξεργασία των προτύπων με γραμμική αντιστοίχισή τους στο διάστημα (0.1, 0.9), ώστε να αποκτήσουν μεγαλύτερη διακρίτοτητα από τη σιγμοειδή συνάρτηση. Η αντιστοίχιση αυτή των 1130 προτύπων έγινε επίσης από το πρόγραμμα σε *Visual Basic* που παρουσιάζεται στο παράρτημα 1.

Τα πρότυπα αυτά, τα οποία απαρτίζονται από τα αποτελέσματα της επίλυσης με τη μέθοδο των ελαχίστων τομών, καθώς και το διάνυσμα εισόδου -32 διαστάσεων-, καταχωρήθηκαν σε πρώτη φάση από το πρόγραμμα σε φύλλο του *Excel* για περαιτέρω επεξεργασία και χρήση.

Όπως και στην προηγούμενη περίπτωση του μικρού νευρωνικού χρησιμοποιήθηκε η δομή του πολυστρωματικού *perceptron* με αλγόριθμο εκπαίδευσης της προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος της παραλλαγής *Levenberg - Marquardt*. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος πέτυχε πράγματι καλά αποτελέσματα υπερβαίνοντας τοπικά ελάχιστα, στα οποία παρέμενε και τερμάτιζε ο απλός αλγόριθμος της προς τα πίσω διάδοσης. Στις παραμέτρους της αντίστοιχης συνάρτησης εκπαίδευσης *-trainlm-* τέθηκε ως στόχος ελάχιστου τετραγωνικού σφάλματος 10^{-4} , ο οποίος επιτεύχθηκε μετά από μόλις 8 επαναλήψεις. Ο αντίστοιχος συντελεστής μείωσης ήταν 0,9, ενώ ως συναρτήσεις μεταφοράς χρησιμοποιήθηκαν πάλι η

μεν σιγμοειδής για το κρυμμένο επίπεδο και η δε γραμμική για το επίπεδο εξόδου. Στο παράρτημα 1 παρουσιάζονται ο κώδικας και η επίλυση του προβλήματος μέσα από το προγραμματιστικό πακέτο της Matlab.

Το επίπεδο εισόδου περιλαμβάνει πλέον 32 νευρώνες, το επίπεδο εξόδου 4 και το ένα ενδιάμεσο επίπεδο αποτελείται από 16 νευρώνες. Υπάρχει ένας εμπειρικός κανόνας, ο οποίος προσδιορίζει το μέγιστο αριθμό νευρώνων των κρυμμένων επιπέδων. Σύμφωνα με αυτόν το πλήθος των προτύπων εκπαίδευσης διαιρείται δια του συνολικού αριθμού εισόδων και εξόδων και το αποτέλεσμα διαιρείται και πάλι δια ενός συντελεστή από 3 έως 15 ανάλογα εάν τα δεδομένα μας είναι ακριβή ή περιέχουν θόρυβο και ανακρίβεια. Σε εφαρμογή του κανόνα αυτού χρησιμοποιήθηκε ο αριθμός των 16 κρυμμένων νευρώνων και ελέγχθηκε με την αύξηση και τη μείωση του αριθμού των νευρώνων -μία παραλλαγή της βασικής τεχνικής του κλαδέματος-, όπου παρατηρήθηκε ότι έχει την πιο ικανοποιητική απόδοση.

Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση του δικτύου, ενώ για τον έλεγχο του λήφθηκαν ένα σύνολο 10 προτύπων από όλο το φάσμα μεταβολής των τιμών των δεικτών ανάμεσα στη μικρότερη και στη μεγαλύτερη τιμή τους.

Ο μεν πίνακας 3.2.2δ-2 παρουσιάζει τα στοιχεία των αποτελεσμάτων την επίλυση, ο δε πίνακας 3.2.2δ-3 από την έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Όπως φαίνεται από τον πίνακα 3.3.δ-4 το μέσο σφάλμα των δεικτών αξιοπιστίας για τις 10 περιπτώσεις που εξετάστηκαν κυμαίνεται από 0.63 % έως 1.28 %.

Έξοδοι	U_{15}	0,4881	0,5000	0,4761	0,5454	0,2067	0,5000	0,5000	0,1534	0,8334	0,5000
	r_{15}	0,6335	0,5246	0,5010	0,1872	0,2492	0,5246	0,5246	0,1992	0,8375	0,5246
	U_{16}	0,4483	0,5000	0,5000	0,5000	0,2067	0,1800	0,4673	0,5000	0,5000	0,8734
	r_{16}	0,6329	0,5241	0,5241	0,5241	0,2487	0,2237	0,4923	0,5241	0,5241	0,8745

Πίνακας 3.2.2δ-2: Σταθμισμένα πρότυπα από μαθηματική επίλυση

Έξοδοι	U_{15}	0,4882	0,5000	0,4761	0,5450	0,2069	0,5000	0,5000	0,1536	0,8330	0,4999
	r_{15}	0,6332	0,5246	0,5009	0,1873	0,2496	0,5247	0,5245	0,1994	0,8372	0,5246
	U_{16}	0,4489	0,5005	0,5005	0,5005	0,2075	0,1808	0,4678	0,5007	0,5004	0,8738
	r_{16}	0,6332	0,5244	0,5244	0,5243	0,2492	0,2240	0,4926	0,5247	0,5241	0,8743

Πίνακας 3.2.2δ-3: Σταθμισμένα πρότυπα γενικευμένου τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Δείκτες Αξιοπιστίας	Μέσο Σφάλμα	Μέγιστο Σφάλμα
U_{15}	0,04%	0,13%
r_{15}	0,05%	0,16%
U_{16}	0,16%	0,44%
r_{16}	0,07%	0,20%

Πίνακας 3.2.2δ-4: Μέσο και μέγιστο σφάλμα δεικτών αξιοπιστίας νευρωνικού δικτύου

Συγκεκριμένα για μεν το δείκτη U_{15} το μέσο σφάλμα είναι 0.04%, για το δείκτη r_{15} είναι 0.05%, για το δείκτη U_{16} είναι 0.16 %, ενώ για το δείκτη r_{16} έχουμε σφάλμα 0.07 %. Όσον αφορά το μέγιστο σφάλμα που παρουσίασε το νευρωνικό δίκτυο στον υπολογισμό των δεικτών αξιοπιστίας έχουμε 0.13%, 0.16%, 0.44% και 0.2% για καθένα από τους

παραπάνω δείκτες αντίστοιχα, που κρίνονται αρκετά ικανοποιητικά σε σχέση με τη διεθνή βιβλιογραφία.

Συμπερασματικά θα έλεγε κανείς ότι το νευρωνικό δίκτυο παρουσίασε εξαιρετική γενίκευση και ακριβή υπολογισμό της αξιοπιστίας του συγκεκριμένου συστήματος. Απομένει να εξεταστεί η εφαρμογή αυτού του μοντέλου σε ακόμη μεγαλύτερο σύστημα και ιδιαίτερα στο *IEEE Reliability Test System*.

3.3 Τελικά Συμπεράσματα

Συμπερασματικά το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο παρέχει ένα γρήγορο και εύχρηστο εργαλείο υπολογισμού των δεικτών αξιοπιστίας του συγκεκριμένου συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Λαμβάνοντας υπόψη και την εργασία [A93] που εφαρμόστηκε μία πιο περίπλοκη μεθοδολογία σε ένα αρκετά μεγαλύτερο δίκτυο με ίδιου επιπέδου αποτελέσματα προκύπτει ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι πολλά υποσχόμενα, ακόμη και όταν τα εφαρμόζουμε στην απλή τους μορφή, αφού το δίκτυο του σχήματος 3.2.2β-1 είναι αρκετά απλούστερο από το αντίστοιχο του σχήματος 3.2.2α-1.

Άλλωστε η επέκταση της εφαρμογής στην παράγραφο 3.2.2δ απέδειξε ότι με την κατάλληλη επέκταση του δικτύου και την αντίστοιχη εκπαίδευση είναι δυνατό να λάβουμε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα λαμβάνοντας υπόψη μας το σύνολο των παραγόντων αξιοπιστίας του δικτύου σε όλη του την έκταση.

Το πρόβλημα που τίθεται τώρα είναι η επέκταση του μοντέλου, ώστε να είναι δυνατή η εφαρμογή του μοντέλου σε μεγαλύτερα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας διαφορετικής δομής κάθε φορά. Επίσης ενδιαφέρον πρόβλημα είναι ο τρόπος ένταξης της μεταβολής των συντελεστών αξιοπιστίας των διαφόρων στοιχείων με την πάροδο του χρόνου και με τα διαφορετικά επίπεδα φόρτισης, όπως συμβαίνει στην πραγματικότητα, αν και με αργούς χρονικά ρυθμούς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΕΤΑΡΤΟ

ΓΕΝΙΚΟΤΕΡΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΑ Σ.Η.Ε.

4.1 Προβλήματα των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας που αντιμετωπίζονται με τη Βοήθεια της Τεχνητής Νοημοσύνης

Πέρα από τα προβλήματα των διαφόρων κατηγοριών πρόβλεψης φορτίου και της αξιοπιστίας του συστήματος τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, αλλά και γενικότερα η τεχνητή νοημοσύνη έχουν βρει εφαρμογή σε μία πληθώρα θεμάτων, όπως:

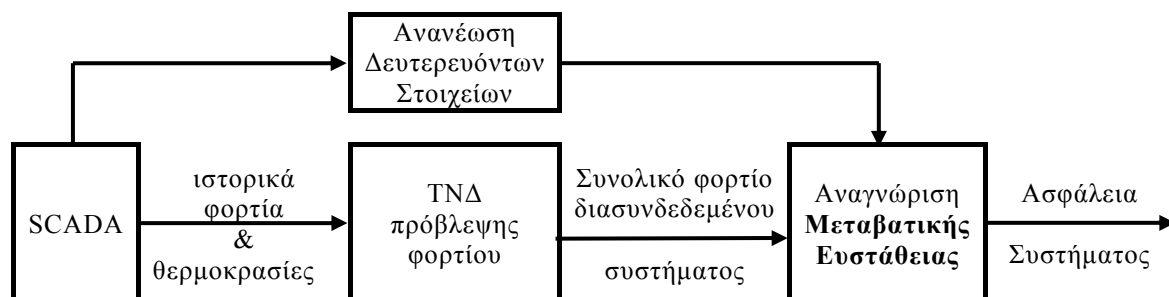
- ευστάθεια του συστήματος,
- κατανομή παραγωγής γεννητριών και θερμικός προγραμματισμός μονάδων,
- οικονομικός προγραμματισμός συστήματος,
- DC ροή φορτίου,
- τεχνικοοικονομικά προβλήματα σχεδιασμού,
- ασφάλεια συστήματος κα.

Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε σε συντομία μερικούς χαρακτηριστικούς τρόπους επίλυσης των ανωτέρω προβλημάτων με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ασαφή λογική, δέντρα αποφάσεων και γενετικούς αλγόριθμους.

4.2 Ευστάθεια του Συστήματος

Πολλές φορές για την επίλυση ενός προβλήματος, όπως είναι η ευστάθεια ενός ηλεκτρικού συστήματος, μπορεί να δημιουργήσουμε υβριδικά μοντέλα.

Συγκεκριμένα στο [A94] στηριζόμενοι στη μέθοδο του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου ενός κρυμμένου επιπέδου με προς τα πίσω διάδοση του σφάλματος και χρησιμοποιώντας δεδομένα που προέρχονται από σύστημα SCADA με κατάλληλη επεξεργασία, όπως είναι τα ωριαία κανονικοποιημένα φορτία και οι αντίστοιχες θερμοκρασίες για τις n προηγούμενες ώρες, γίνεται η πρόβλεψη της μέγιστης ημερήσιας αιχμής και τα ανά μισής ώρας φορτία για το επόμενο εικοσιτετράωρο, ώστε να εξυπηρετηθούν οι ανάγκες αναγνώρισης της κατάστασης ευστάθειας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας σε καθημερινή βάση. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η αντίστοιχη δομή.



Σχήμα 4.2-1: Υβριδικό μοντέλο προσδιορισμού μεταβατικής ευστάθειας

Επίσης στο ίδιο πρόβλημα έχουν εφαρμοστεί οι αρχές της ασαφούς λογικής [A95], όπου φάνηκαν σε σημαντικό βαθμό τα πλεονεκτήματά τους, αφού το αντίστοιχο μοντέλο προσδιορίζει την κατάσταση ευστάθειας του συστήματος γρήγορα και με διαλεκτικό τρόπο. Λαμβάνει έμμεσα υπόψη τις κινητικές ενέργειες των γεννητριών, τις διάφορες εμπειρίες των χειριστών του εκάστοτε συστήματος ή τις ειδικές ανάγκες και απαιτήσεις τους, ιδιαίτερα κατά τη διαδικασία προσδιορισμού των διαφόρων κανόνων.

4.3 Κατανομή Παραγωγής Γεννητριών & Οικονομικός Προγραμματισμός του Συστήματος

Ένα άλλο πρόβλημα που αντιμετωπίζουν οι χειριστές του ηλεκτρικού συστήματος είναι η κατανομή της παραγωγής στις γεννήτριες και ιδιαίτερα στις θερμικές μονάδες. Αυτό μπορεί να γίνει μέσω δυναμικού προγραμματισμού, όπου εκφράζονται κατάλληλα οι συναρτήσεις κόστους των γεννητριών, τα λειτουργικά τους όρια, όπως επίσης και οι αντίστοιχοι περιορισμοί του δικτύου, οι απώλειές του μέσω συντελεστών ποινής κτλ. [A96]. Μέσω μαθηματικού προγραμματισμού είναι δυνατό να ελαχιστοποιήσουμε το κόστος ικανοποιώντας συγχρόνως και τις διάφορες περιοριστικές ανισότητες.

Επίσης έχουν αναπτυχθεί και βελτιωμένοι εξελικτικοί αλγόριθμοι οικονομικής κατανομής γεννητριών [A97]. Πιο συγκεκριμένα στηριζόμενοι στη βασική εξίσωση προσδιορισμού του συνολικού κόστους του συστήματος με το κόστος των γεννητριών, των απωλειών και της μη δυνατότητας χειρισμού των γεννητριών μαζί με τα περιοριστικά όρια αναπτύσσεται η δομή του εξελικτικού μοντέλου που περιλαμβάνει αρχικοποίηση, μεταβολή της λειτουργίας των επιπέδων των γεννητριών με κανονική κατανομή, προσδιορισμό κόστους, επιλογή πληθυσμού γεννητριών που θα γίνουν αλλαγές με επιλογή εκείνων με τη χειρότερη συμπεριφορά και επανάληψη της διαδικασίας. Εκτός από τα στοιχεία του δικτύου χρειάζεται κανείς το μέγεθος του πληθυσμού, τον αριθμό των γεννητριών, τους παράγοντες ποινής και των απωλειών.

Από την εκτέλεση του προγράμματος εμφανίζεται ένα δυναμικό εργαλείο, διότι επιτρέπει να λαμβάνονται υπόψη απευθείας οι απώλειες δικτύου και το μη γραμμικό κόστος, χωρίς να αυξάνεται η πολυπλοκότητα του δικτύου. Επίσης ο αλγόριθμος είναι εξαιρετικά ευσταθής, ενώ το πρόβλημα λύνεται σε πολύ μικρό χρονικό διάστημα.

Από την άλλη πλευρά έχουν αναπτυχθεί τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, όπως του *Hopfield*, όπου προσπαθούν να λύσουν το ίδιο πρόβλημα με δυναμικό τρόπο [A98]. Λαμβάνεται υπόψη ένα πλήθος περιορισμών διεισδύοντας σε μία περιοχή που ήδη έχει αναπτυχθεί αρκετά μέσω του γραμμικού προγραμματισμού δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα της ίδιας ποιότητας με τις κλασικές μεθόδους. Ωστόσο οι παλαιότερες έχουν καθιερωθεί και λόγω της αυστηρής μαθηματικής δομής του προβλήματος προτιμούνται.

Επίσης και η ασαφής λογική έχει χρησιμοποιηθεί στο βέλτιστο δυναμικό προγραμματισμό θερμικών γεννητριών σε συνδυασμό με τα αντίστοιχα μαθηματικά μοντέλα [A99], όπου βασικά της στοιχεία είναι οι διαδικασίες εκκίνησης και κλεισίματος μίας μονάδας, η μεταβολή του φορτίου και οι αρχές του αυτόματου ελέγχου στην παραγωγή. Οι συναρτήσεις συμμετοχής είναι των μορφών:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & , \quad x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , \quad a < x < b \\ 1 & , \quad b \leq x \end{cases} \quad \& \quad \mu(x) = \begin{cases} 1 & , \quad x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a} & , \quad a < x < b \\ 0 & , \quad b \leq x \end{cases} \quad (4.3-1)$$

Με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής διαμόρφώνονται οι απαραίτητοι κανόνες, οι οποίοι δεν περιορίζονται μόνο στην έκφραση αυστηρών μαθηματικών περιορισμών, αλλά

επεκτείνονται και στην ανθρώπινη εμπειρία. Καθορίζεται η σειρά ένταξης των μονάδων, ενώ αντιμετωπίζονται λιγότερες υπολογιστικές δυσκολίες. Επίσης ένα πρόβλημα που τίθεται είναι η δυνατότητα συνδυασμού του προγράμματος ένταξης των θερμικών μονάδων με τα υδροηλεκτρικά και κυρίως με τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

Ιδιαίτερα κατά τα τελευταία χρόνια έχει δοθεί έμφαση στην οικονομική λειτουργία ενός απομονωμένου ηλεκτρικού συστήματος μεσαίου μεγέθους που παρουσιάζει λόγω έλλειψης εξωτερικού διασυνδεδεμένου συστήματος και ύπαρξης μεγάλης διείσδυσης ανεμογεννητριών μεγάλη ανάγκη εφεδρείας και σοβαρότερα προβλήματα στην ένταξη μονάδων έναντι των κλασικών περιπτώσεων [A100].

Στο [A101] αντιμετωπίζεται το ίδιο θέμα με τη βοήθεια γενετικών αλγορίθμων λαμβάνοντας υπόψη τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, την ισορροπία στάθμης ισχύος, τη μέγιστη και την ελάχιστη παραγωγή των γεννητριών, τις εφεδρικές γεννήτριες, τους περιορισμούς εκκίνησης και σταματήματος. Το πρόβλημα λύνεται δημιουργώντας τα κατάλληλα χρωμοσώματα με εισόδους, όπως το είδος της μονάδας, το ρυθμό παραγωγής, τα όρια ισχύος, τα τεχνητά όρια και τα 48 σημεία πρόβλεψης φορτίου και ισχύος των ανανεώσιμων πηγών. Παράλληλα γίνεται κωδικοποιημένη συμπίεση, κατάλληλη επιλογή στοιχείων, δυναμικός προσδιορισμός ρυθμού εκπαίδευσης, επισκευή χρωμοσωμάτων και εύρεση γειτονιών.

Μία αντίστοιχη βελτιωμένη αντιμετώπιση του ζητήματος παρουσιάζεται στο [A102], όπου αναπτύσσεται μοντέλο για την κατανομή ισχύος στις μονάδες σε πραγματικό χρόνο που εντάσσεται στο γενικότερο μοντέλο CARE. Περιλαμβάνει όχι μόνο τις συμβατικές μονάδες, όπως ατμοστροβιλικές, αεριοστροβιλικές, εσωτερικής καύσεως και συνδυασμένου κύκλου, αλλά και τις ανανεώσιμες πηγές, όπως αιολικά πάρκα, φωτοβολταϊκοί σταθμοί, μικρά υδροηλεκτρικά, γεωθερμικά. Οι εισοδοί καθορίζονται από την υπάρχουσα κατάσταση, από τις προβλέψεις φορτίου και ανέμων, από τις παραμέτρους του συστήματος και του ελέγχου, ενώ τίθενται ως βασικοί παράμετροι το χρονικό βήμα προσομοίωσης και το χρονικό βήμα λήψης απόφασης. Αυτό έχει ως συνέπεια να προσδιορίζεται η σχέση ταχύτητας ανέμου και παραγωγής ισχύος από άνεμο και να υπολογίζονται οι πιθανές επιπτώσεις -οικονομικές και σε εφεδρεία.

Από τη σύγκριση των γενετικών αλγορίθμων με τη μέθοδο λ στο πρόβλημα της οικονομικής κατανομής ισχύος στις γεννήτριες προκύπτει μικρή διαφοροποίηση [A103]. Πιο αναλυτικά από τη μία πλευρά παρουσιάζεται η μέθοδος των λ στην πλήρη της μορφή με παράγοντες ποινής λόγω απωλειών δικτύου και με χρήση πολυωνύμου δευτέρου βαθμού στη συνάρτηση κόστους της εκάστοτε μονάδας. Από την άλλη χρησιμοποιείται ο γενετικός αλγόριθμος με τη μέθοδο *Roulette Wheel Parent Selection*, προκειμένου να υπάρξει η οικονομική κατανομή. Στην εκτέλεση του προγράμματος παρουσιάζονται $n-1$ γεννήτριες, αφού η n -οστή είναι ο ζυγός ταλάντωσης. Παράλληλα αγνοούνται οι απώλειες. Σχηματίζονται τα κατάλληλα χρωμοσώματα και γίνεται η προσαρμογή των πιθανοτήτων με τις μεθόδους *Grossover and mutation*. Από την υλοποίηση των γενετικών αλγορίθμων για το δίκτυο της Κρήτης προέκυψε για διάφορα επίπεδα φόρτισης ότι η διαφορά ανάμεσα στις δύο μεθοδολογίες κυμαίνεται ανάμεσα στο 0,04% και 0,001%, αποτέλεσμα που είναι αρκετά ικανοποιητικό.

4.4 Ροή Φορτίου σε Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η βέλτιστη ροή φορτίου είναι ένα μη γραμμικό πρόβλημα μεγάλης πολυπλοκότητας με περιορισμούς που έχει ως στόχο την εύρεση των ροών πάνω στα διάφορα στοιχεία του δικτύου επιδιώκοντας την ελαχιστοποίηση των απωλειών και την υψηλή σε ποιότητα τάσης τροφοδότησης των καταναλωτών.

Μπορεί να επιλυθεί με μεθόδους μη γραμμικού προγραμματισμού. Συγκεκριμένα στο [A104] λαμβάνει υπόψη του όχι μόνο τις μεταβλητές ελέγχου των γεννητριών και του

συστήματος της μεγάλης ηλεκτρικής εταιρείας -π.χ. ΔΕΗ-, αλλά και των διαφόρων ανεξάρτητων παραγωγών που μπορεί να έχουν καθορισμένο πρόγραμμα παραγωγής, ή καθορισμένο ποσοστό διείσδυσης ανεμογεννητριών ή να λειτουργούν με βάση το πρόγραμμα οικονομικής κατανομής. Η μελέτη αφορά την Κρήτη σε διάφορες ενδεικτικές καταστάσεις του συστήματος, όπως τυχαίο ποσοστό διείσδυσης ανεμογεννητριών, συγκεκριμένο ποσοστό διείσδυσης και οικονομική ένταξη ανεμογεννητριών με βάση την τιμή του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας των τελευταίων. Συνεπώς τελικά δύναται να προσομοιώσει τους ανεξάρτητους παραγωγούς κάτω από διάφορους περιορισμούς, τη λειτουργία των αιολικών πάρκων λαμβάνοντας υπόψη τις επιπτώσεις της αέργου ισχύος και την αιολική ισχύ ως διαχειρίσιμη [Α105].

Σημειώνουμε απλώς ότι η βασική μορφή του προβλήματος είναι η ακόλουθη:

$$\text{Min } f(u,x) \ \& \ g(u,x)=0 \ \& \ h(u,x)\leq 0 \quad (4.4-1)$$

όπου u είναι το διάνυσμα εισόδων του συστήματος, όπως παραγωγή ισχύος θερμικών μονάδων, αλλαγή ελιγμάτων μετασχηματιστών κτλ., x είναι το διάνυσμα κατάστασης με το μέτρο και τη γωνία της τάσης όλων των ζυγών, f είναι η συνάρτηση κόστους του συστήματος που επιθυμούμε να ελαχιστοποιήσουμε, g είναι οι τυπικές ισότητες ροής φορτίου, h είναι ανισότητες που εκφράζουν τα λειτουργικά όρια του συστήματος. Το υπόλοιπο πρόβλημα έχει λυθεί με τις κλασικές μεθόδους γραμμικοποίησης.

Παρά την αυστηρή μαθηματική αντιμετώπιση του ανωτέρω προβλήματος η ασαφής λογική εφαρμόστηκε και σ' αυτήν την περίπτωση στηριζόμενοι στις βασικές αρχές της DC ροής φορτίου, ώστε να γίνει με απλές υπολογιστικές διαδικασίες ο προσδιορισμός των υπερφορτισμένων γραμμών και των γεννητριών και η παραπέρα επίλυση του προβλήματος ροής φορτίου λαμβάνοντας υπόψη τις αβεβαιότητες στα ζητούμενα φορτία [Α106].

Οι συναρτήσεις συμμετοχής είναι κυρίως τραπεζοειδείς, τριγωνικές και της μορφής (4.3-1). Οι ασαφείς κανόνες διαμορφώνονται από το υπάρχον πλήθος περιορισμών και από έναν αριθμό χαρακτηριστικών εκτελέσεων της ροής φορτίου, ώστε να προδιαγράψουμε τα όρια μέσα στα οποία κυμαίεται. Το κύριο χαρακτηριστικό της νέας μεθόδου είναι ότι γίνεται πλέον μία ομαλότερη μετάβαση από την κατάσταση ασφάλειας στη μη και το αντίστροφο.

4.5 Ασφάλεια Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Πέρα όμως από την οικονομική λειτουργία του συστήματος, τη ροή φορτίου και την ευστάθεια του δικτύου η τεχνητή νοημοσύνη έχει βρει εφαρμογή και στο πρόβλημα της ασφάλειας του ηλεκτρικού συστήματος. Ιδιαίτερα κατά τα τελευταία χρόνια υπάρχει μία στροφή προς τις εφαρμογές των δέντρων αποφάσεων.

Συγκεκριμένα στο [Α107] αναπτύσσονται δέντρα λαμβάνοντας υπόψη την ενεργό ισχύ γεννητριών, των ανεμογεννητριών, την άεργο ισχύ των γεννητριών και των πυκνωτών, το φορτίο και τον τρόπο που επιδρούν στην ασφάλεια του δικτύου με κριτήριο τη συχνότητα και τη χρονική μεταβολή της για διάφορα είδη σφάλματος -βραχυκύκλωμα, απώλεια γεννήτριας κτλ. Γίνεται ιδιαίτερη αναφορά στον τρόπο εκπαίδευσης και εφαρμόζεται στα συστήματα της Κρήτης και *Terceira* με ικανοποιητικά αποτελέσματα -το σφάλμα πρόβλεψης κυμαίνεται ανάμεσα στο 2% με 3%.

Αργότερα οι ίδιοι μελετητές διαμόρφωσαν δύο ειδών δέντρα για τη σε πραγματικό χρόνο -on line- λειτουργία της διαδικασίας ελέγχου της δυναμικής ασφάλειας των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας μεγάλων νησιών με μεγάλη διείσδυση ανεμογεννητριών. Αναλυτικότερα μελετήθηκαν με δέντρα απόφασης και παλινδρομικά δέντρα τύπου *Kernel* για διάφορα είδη ανωμαλιών -μονοφασικό βραχυκύκλωμα, απώλεια μηχανής κτλ. Και στις δύο τεχνικές επιλέγονται οι ίδιες είσοδοι -ισχύς αιολικών πάρκων, κτλ.-, αν και με

διαφορετική σειρά. Ως προς το δίκτυο απόφασης και τα δύο οδηγούν σε διαχωρισμό των επιπέδων του συστήματος ασφαλείας. Όμως το παλινδρομικό δέντρο τύπου *Kernel* παρουσιάζει το πλεονέκτημα ότι παράγει ταυτόχρονα και μία δομή κατηγοριοποίησης και δίνει ένα βαθμό ευρωστίας του συστήματος. Από την άλλη τα δέντρα απόφασης έχουν απλούστερη δομή και κανείς μπορεί να αντιληφθεί τα φαινόμενα που λαμβάνουν χώρα πιο εύκολα.

Αν προχωρήσει κανείς στην εφαρμογή των τεχνητών πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων -μορφής (22-8-2) στο [A109]- και των παλινδρομικών δέντρων τύπου *Kernel* για την ασφάλεια του συστήματος προκύπτουν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα ως προς τα σφάλματά τους -στο [A109] γίνεται η εκτέλεση για τα δίκτυα των νήσων Κρήτης και *Terceira*.

Τονίζουμε απλώς ότι και στις δύο περιπτώσεις υπάρχει κατηγοριοποίηση αποτελεσμάτων και προσδιορισμός αντίστοιχων σφαλμάτων. Όμως η μέθοδος των παλινδρομικών δέντρων τύπου *Kernel* υπερέχει ελαφρώς των νευρωνικών ως προς την κατηγοριοποίηση, αλλά υστερεί ως προς την ταχύτητα αξιολόγησης. Επίσης στην περίπτωση των δέντρων είναι φανεροί οι κανόνες ασφαλείας σε αντίθεση με των νευρωνικών.

4.6 Τελικά Συμπεράσματα

Στηριζόμενοι στα όσα αναφέραμε στις προηγούμενες παραγράφους, αλλά και σε άλλες εφαρμογές γύρω από θέματα του ηλεκτρικού δικτύου, όπως στην πρόβλεψη των απωλειών κενού φορτίου μετασχηματιστών διανομής με χρήση δέντρων απόφασης [A110], στην επίλυση του τεχνικοοικονομικού προβλήματος της ελεύθερης πρόσβασης στο σύστημα μεταφοράς με τη χρήση γενετικού αλγορίθμου [A111] κα., προκύπτει το συμπέρασμα ότι οι μέθοδοι της τεχνητής νοημοσύνης είναι πολλά υποσχόμενες στην επίλυση προβλημάτων των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΕΜΠΤΟ

ΓΕΝΙΚΟΤΕΡΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΗ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΑ Σ.Η.Ε.

Τα γενικότερα συμπεράσματα που προκύπτουν από τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στα προβλήματα των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας είναι τα εξής:

- Έχοντας υπόψη μας τα όσα έχουμε αναφέρει στο δεύτερο κεφάλαιο προκύπτει ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα -και ιδιαίτερα τα πολυεπίπεδα- προσφέρονται για σχετικά ακριβή αποτελέσματα στην πολύ βραχυπρόθεσμη και στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου -σφάλματα της τάξης του 1,5% και 2,5%.

- Αντίστοιχα για τη μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου έχουν αναπτυχθεί οι μέθοδοι χρήσης γης με τη βοήθεια των νευροασαφών τεχνητών δικτύων. Βέβαια για τα ελληνικά δεδομένα είναι δύσκολη η εφαρμογή της λόγω έλλειψης σαφούς πολεοδομικής πολιτικής [B8] ή και αδυναμίας εφαρμογής της.

- Ως προς το πρόβλημα της αξιοπιστίας, αν και δεν έχουν υπάρξει εκτεταμένες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων, λόγω της υψηλής τους απόδοσης, αναμένεται μία περαιτέρω εξέλιξή τους. Άλλωστε αυτό επιβεβαιώνεται και από την αντίστοιχη υλοποίηση που πραγματοποιήσαμε στην εργασία.

- Προς επιβεβαίωση των μελλοντικών επεκτάσεων της τεχνητής νοημοσύνης έρχονται τα αντίστοιχα θέματα περί ευστάθειας, ασφάλειας του συστήματος, οικονομικής ροής του δικτύου που θίξαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Βέβαια σε κάθε περίπτωση θα πρέπει να γίνεται ιδιαίτερα προσεκτική η εφαρμογή τους, ειδικά σε εκείνα τα θέματα που υπάρχουν αυστήρα προσδιορισμένες μαθηματικές λύσεις, γιατί είναι δυνατό μέσω ελλειπούς εκπαίδευσης να μας οδηγήσουν σε λανθασμένα αποτελέσματα.

Άλλωστε ένας από τους κύριους λόγους που δεν έχει εξαπλωθεί η τεχνητή νοημοσύνη σε εφαρμογές των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας είναι η ύπαρξη ολοκληρωμένων και κατανοητών μαθηματικών διατυπώσεων των προβλημάτων της. Μόνο κατά τα τελευταία χρόνια με την εξέλιξη των υπολογιστών και με την αντίστοιχη θεωρητική ανάπτυξη των μεθόδων της τεχνητής νοημοσύνης έχει ξεπεραστεί ο ανθρώπινος φόβος προς το «άγνωστο» των νέων μεθόδων.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1

ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΗΣ MATLAB

Σε αυτό το παράρτημα παρουσιάζουμε το πρόγραμμα σε MATLAB μέσω του οποίου υλοποιήθηκαν τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα της παραγράφου 3.2.2. Επίσης καταγράφονται τα αρχεία εισόδου και η έξοδος του προγράμματος έπειτα από την εκτέλεση και υπάρχει και ο αντίστοιχος σχολιασμός για την περίπτωση του απλού νευρωνικού δικτύου, ενώ για την επέκτασή του δείχνουμε μόνο τον κώδικα υλοποίησης της κανονικοποίησης των τιμών, των αντίστοιχο κώδικα για την υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου και .

Π 1.1 Το Πρόγραμμα Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε αναλυτικά το πρόγραμμα υλοποίησης του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου της παραγράφου 3.2.2 σε MATLAB με αντίστοιχα αναλυτικά σχόλια.

Απλά σημειώνουμε ότι, όταν η συνάρτηση αρχικοποίησης έδωσε ικανοποιητικά αρχικά βάρη μετά από μία σειρά δοκιμών, ουσιαστικά την απενεργοποιήσαμε και κρατήσαμε τα αντίστοιχα βάρη.

```
% FEED FORWARD NETWORK
% =====
% INITFF - Initializes a feed-forward network.
% TRAINLM - Trains a feed-forward network with a faster
backpropagation.
% SIMUFF - Simulates a feed-forward network.
% FUNCTION APPROXIMATION WITH LEVENBERG-MARQUARDT:
% Using the above functions a two-layer network is trained
% to respond to specific inputs with target outputs.
% TRAINIG PATTERNS

load p100.txt
load t200.txt

% DESIGN THE NETWORK
% =====
% A two-layer TANSIG/PURELIN network will be trained.

S1=4

% INITFF is used to initialize the weights and biases for
```

```

% the TANSIG/PURELIN network.

[w1,b1,w2,b2] = initff(p100,S1,'tansig',t200,'purelin');

% After some trials I keep the following values for the weights
% and bias which give good results

w1 =[3.2712 -1.2448;-2.5540 -2.3931;1.4180 -3.1999;-3.3690 -0.9486]

b1 =[-2.0348;1.7485;2.0880;1.8539]

w2 =[0.0225 0.6890 0.4241 -0.4249;-0.8142 0.7583 0.7427 -0.8781;-0.9566 -
0.6260 -0.0407 -0.4751;-0.6809 0.9826 -0.0080 -0.6275]

b2 =[0.8342;-0.7534;-0.9731;-0.2606]

% TRAINING THE NETWORK
% =====
% TRAINLM uses Levenberg-Marquardt to train feed-forward networks.
% [W1,B1,W2,B2,...,TE,TR] = TRAINLM(W1,B1,F1,W2,B2,F2,...,P,T,TP)
% Wi - SixR weight matrix for the ith layer.
% Bi - S1x1 bias vector for the ith layer.
% Fi - Transfer function (string) for the ith layer.
% P - RxQ matrix of input vectors.
% T - SxQ matrix of target vectors.
% TP - Training parameters (optional).
% Returns new weights and biases and
% Wi - new weights.
% Bi - new biases.
% TE - the actual number of epochs trained.
% TR - training record: [row of errors]

df = 2 % Epochs between updating display, default = 25.
maxep=100 % Maximum number of epochs to train, default = 1000.
maxer=0.000001 % Sum-squared error goal, default = 0.02.
mingrad=0.0001 % Minimum gradient, default = 0.0001.
mu=0.0001 % Initial value for MU, default = 0.001.
mul1=10 % Multiplier for increasing MU, default = 10.
mul2=0.1 % Multiplier for decreasing MU, default = 0.1.
maxmu=10000000000 % Maximum value for MU, default = 1e10.

tp=[df maxep maxer mingrad mu mul1 mul2 maxmu]

[w1,b1,w2,b2,ep,tr]=trainlm(w1,b1,'tansig',w2,b2,'purelin',p100,t200,tp);

% USING THE PATTERN ASSOCIATOR
% =====
% Now we can test the associator with the original inputs (p100)
% to see if it returns the target (t200).

p100,t200

a=simuff(p100,w1,b1,'tansig',w2,b2,'purelin')

% We also test the associator with the new test patterns (ptest-
% target)
% to see if it generalizes well.
load ptest.txt
load target.txt

ptest,target
a=simuff(pptest,w1,b1,'tansig',w2,b2,'purelin')

```

Π 1.2 Αρχεία Εισόδου Το Πρόγραμμα Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.

Στη συνέχεια ακολουθεί το αρχείο εισόδου για το σύνολο εκπαίδευσης p100.txt.

0.1	0.1	0.1	0.42	0.42	0.42	0.9	0.9	0.9	
0.1	0.441573034	0.9	0.1	0.441573034	0.9	0.1	0.441573034	0.9	

Έπειτα ακολουθεί το αρχείο στόχου για το σύνολο εκπαίδευσης t200.txt.

0.1	0.251088821	0.452795925	0.221399712	0.397722171	0.632906317	0.401829252
	0.615447595	0.9				
0.1	0.256196339	0.463037002	0.222205888	0.402666223	0.641124964	0.400789665
	0.616221162	0.9				
0.1	0.243269609	0.435418092	0.227864855	0.395952581	0.62135895	0.419534414
	0.62479488	0.9				
0.1	0.243269199	0.435417413	0.227864481	0.39595193	0.621358317	0.419533745
	0.62479425	0.9				

Ακολουθεί το αρχείο εισόδου για το σύνολο ελέγχου ptest.txt.

0.286666667	0.66	0.5	0.66	0.713333333	0.82	0.873333333	0.606666667
	0.766666667						
0.369662921	0.594382022	0.14494382	0.819101124	0.369662921	0.234831461		
	0.594382022	0.684269663	0.774157303				

Ακολουθεί το αρχείο στόχου για το σύνολο ελέγχου target.txt.

0.301924054	0.593807532	0.275691327	0.721176894	0.489255083	0.453937768
	0.697633196	0.617688199	0.75201836		
0.306339035	0.598059189	0.277032819	0.726010454	0.491748876	0.454584805
	0.698982169	0.622917072	0.755095685		
0.299144506	0.593869741	0.282760255	0.716565048	0.49566825	0.466199956
	0.702935338	0.614596025	0.750908479		
0.299143985	0.593869082	0.282759763	0.716564555	0.495667553	0.466199264
	0.70293482	0.614595385	0.750908056		

Π 1.3 Αρχείο Εξόδου Προγράμματος Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε.

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την έξοδο του προγράμματος που υλοποιήσαμε προς επιβεβαίωση των όσων έχουμε αναφέρει στην παράγραφο 3.2.2γ.

```
S1 =  
    4  
w1 =  
    3.2712 -1.2448  
   -2.5540 -2.3931  
    1.4180 -3.1999  
   -3.3690 -0.9486  
  
b1 =  
   -2.0348  
    1.7485  
    2.0880  
    1.8539  
  
w2 =  
    0.0225  0.6890  0.4241 -0.4249  
   -0.8142  0.7583  0.7427 -0.8781  
   -0.9566 -0.6260 -0.0407 -0.4751  
   -0.6809  0.9826 -0.0080 -0.6275  
  
b2 =  
    0.8342  
   -0.7534  
   -0.9731  
   -0.2606  
  
df =  
    2  
  
maxep =  
    100  
  
maxer =  
    1.0000e-006  
  
mingrad =  
    1.0000e-004  
  
mu =  
    1.0000e-004  
  
mul1 =  
    10  
  
mul2 =  
    0.1000  
  
maxmu =  
    1.0000e+010  
  
tp =
```

1.0e+010 *

Columns 1 through 7

0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

Column 8

1.0000

TRAINLM: 0/100 epochs, mu = 0.0001, SSE = 26.4341.

TRAINLM: 2/100 epochs, mu = 1e-006, SSE = 0.516696.

TRAINLM: 4/100 epochs, mu = 1e-005, SSE = 0.00600254.

TRAINLM: 6/100 epochs, mu = 1e-006, SSE = 1.20168e-006.

TRAINLM: 8/100 epochs, mu = 1e-005, SSE = 8.26649e-007.

p100 =

Columns 1 through 7

0.1000	0.1000	0.1000	0.4200	0.4200	0.4200	0.9000
0.1000	0.4416	0.9000	0.1000	0.4416	0.9000	0.1000

Columns 8 through 9

0.9000	0.9000
0.4416	0.9000

t200 =

Columns 1 through 7

0.1000	0.2511	0.4528	0.2214	0.3977	0.6329	0.4018
0.1000	0.2562	0.4630	0.2222	0.4027	0.6411	0.4008
0.1000	0.2433	0.4354	0.2279	0.3960	0.6214	0.4195
0.1000	0.2433	0.4354	0.2279	0.3960	0.6214	0.4195

Columns 8 through 9

0.6154	0.9000
0.6162	0.9000
0.6248	0.9000
0.6248	0.9000

a =

Columns 1 through 7

0.1000	0.2512	0.4527	0.2213	0.3978	0.6329	0.4018
0.0999	0.2562	0.4631	0.2223	0.4028	0.6409	0.4011

```
0.1001 0.2432 0.4354 0.2279 0.3959 0.6214 0.4194
0.1001 0.2432 0.4354 0.2279 0.3959 0.6214 0.4194
```

Columns 8 through 9

```
0.6155 0.9000
0.6157 0.9003
0.6251 0.8999
0.6251 0.8999
```

p_{test} =

Columns 1 through 7

```
0.2867 0.6600 0.5000 0.6600 0.7133 0.8200 0.8733
0.3697 0.5944 0.1449 0.8191 0.3697 0.2348 0.5944
```

Columns 8 through 9

```
0.6067 0.7667
0.6843 0.7742
```

target =

Columns 1 through 7

```
0.3019 0.5938 0.2757 0.7212 0.4893 0.4539 0.6976
0.3063 0.5981 0.2770 0.7260 0.4917 0.4546 0.6990
0.2991 0.5939 0.2828 0.7166 0.4957 0.4662 0.7029
0.2991 0.5939 0.2828 0.7166 0.4957 0.4662 0.7029
```

Columns 8 through 9

```
0.6177 0.7520
0.6229 0.7551
0.6146 0.7509
0.6146 0.7509
```

a =

Columns 1 through 7

```
0.3037 0.5922 0.2740 0.7234 0.4850 0.4502 0.6982
0.3081 0.5960 0.2756 0.7277 0.4874 0.4509 0.6990
0.3006 0.5924 0.2811 0.7190 0.4915 0.4624 0.7037
0.3006 0.5924 0.2811 0.7190 0.4915 0.4624 0.7037
```

Columns 8 through 9

```
0.6171 0.7544
0.6219 0.7570
```

0.6141	0.7535
0.6141	0.7535

Π 1.4 Κώδικας σε Visual Basic για τη Δημιουργία του Συνόλου Εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε αναλυτικά το πρόγραμμα κανονικοποίησης των τιμών αξιοπιστίας του συνόλου εκπαίδευσης του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου της παραγράφου 3.2.2δ με *Visual Basic*.

```
Private Sub CommandButton1_Click()

'Ορισμός μεταβλητών
Dim LL(16), LM(16), LU(16), L(16), RL(16), RM(16), RU(16), R(16) As Variant
Dim i, j, k, m, n, o As Integer

'Ανάγνωση τιμών lower, upper, mean για L και R
For i = 1 To 16
    LL(i) = Range("L" & i)
    LM(i) = Range("M" & i)
    LU(i) = Range("N" & i)
    RL(i) = Range("O" & i)
    RM(i) = Range("P" & i)
    RU(i) = Range("Q" & i)
' Αρχικές τιμές των L και R ίσες με τις μέσες(mean)
    L(i) = LM(i)
    R(i) = RM(i)
Next i

'Δείκτης (ο) αρίθμησης τελικών αποτελεσμάτων
o = 1

'Αλλαγή L(k) από L(1) έως L(16)
For k = 1 To 16
    'Επιλογή του j(αριθμός σημείων δειγματοληψίας)ανάλογα με την τιμή του k
    If k = 1 Or k = 2 Or k = 3 Or k = 15 Or k = 16 Then
        j = 60
    ElseIf k = 6 Or k = 7 Or k = 10 Or k = 11 Or k = 12 Or k = 13 Or k = 14 Then
        j = 30
    ElseIf k = 4 Or k = 5 Or k = 8 Or k = 9 Then
        j = 10
    End If
    'Δειγματοληψία του συγκεκριμένου L(k)στο διάστημα που κινείται
    For n = 1 To j + 1
        L(k) = LL(k) + (n - 1) * (LU(k) - LL(k)) / j
    'Εισαγωγή δεδομένων στο φύλλο Excel
    For m = 1 To 16
        Range("B" & m + 2) = L(m)
        Range("D" & m + 2) = R(m)
    Next m
    'Αντιγραφή αποτελεσμάτων
    '-----
    Range("T" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(1) - LL(1)) / (LU(1) - LL(1))
    Range("U" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(2) - LL(2)) / (LU(2) - LL(2))
    Range("V" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(3) - LL(3)) / (LU(3) - LL(3))
    Range("W" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(4) - LL(4)) / (LU(4) - LL(1))

```

```

Range("X" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(5) - LL(5)) / (LU(5) - LL(5))
Range("Y" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(6) - LL(6)) / (LU(6) - LL(6))
Range("Z" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(7) - LL(7)) / (LU(7) - LL(7))
Range("AA" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(8) - LL(8)) / (LU(8) - LL(8))
Range("AB" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(9) - LL(9)) / (LU(9) - LL(9))
Range("AC" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(10) - LL(10)) / (LU(10) - LL(10))
Range("AD" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(11) - LL(11)) / (LU(11) - LL(11))
Range("AE" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(12) - LL(12)) / (LU(12) - LL(12))
Range("AF" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(13) - LL(13)) / (LU(13) - LL(13))
Range("AG" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(14) - LL(14)) / (LU(14) - LL(14))
Range("AH" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(15) - LL(15)) / (LU(15) - LL(15))
Range("AI" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(16) - LL(16)) / (LU(16) - LL(16))

Range("AJ" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(1) - RL(1)) / (RU(1) - RL(1))
Range("AK" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(2) - RL(2)) / (RU(2) - RL(2))
Range("AL" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(3) - RL(3)) / (RU(3) - RL(3))
Range("AM" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(4) - RL(4)) / (RU(4) - RL(4))
Range("AN" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(5) - RL(5)) / (RU(5) - RL(5))
Range("AO" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(6) - RL(6)) / (RU(6) - RL(6))
Range("AP" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(7) - RL(7)) / (RU(7) - RL(7))
Range("AQ" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(8) - RL(8)) / (RU(8) - RL(8))
Range("AR" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(9) - RL(9)) / (RU(9) - RL(9))
Range("AS" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(10) - RL(10)) / (RU(10) - RL(10))
Range("AT" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(11) - RL(11)) / (RU(11) - RL(11))
Range("AU" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(12) - RL(12)) / (RU(12) - RL(12))
Range("AV" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(13) - RL(13)) / (RU(13) - RL(13))
Range("AW" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(14) - RL(14)) / (RU(14) - RL(14))
Range("AX" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(15) - RL(15)) / (RU(15) - RL(15))
Range("AY" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(16) - RL(16)) / (RU(16) - RL(16))
'-----
Range("R" & o) = Range("I30")
Range("S" & o) = Range("J30")
o = o + 1
Range("N25") = o
Next n
L(k) = LM(k)
Next k
'-----

'Αλλαγή R(k) από R(1) έως R(16)
For k = 1 To 16
'Επιλογή του j(αριθμός σημείων δειγματοληψίας)ανάλογα με την τιμή του k
If k = 1 Or k = 2 Or k = 3 Or k = 15 Or k = 16 Then
j = 60
ElseIf k = 6 Or k = 7 Or k = 10 Or k = 11 Or k = 12 Or k = 13 Or k = 14 Then
j = 30
ElseIf k = 4 Or k = 5 Or k = 8 Or k = 9 Then
j = 10
End If
'Δειγματοληψία του συγκεκριμένου R(k)στο διάστημα που κινείται
For n = 1 To j + 1
R(k) = RL(k) + (n - 1) * (RU(k) - RL(k)) / j
'Εισαγωγή δεδομένων στο φύλλο Excel
For m = 1 To 16
Range("B" & m + 2) = L(m)
Range("D" & m + 2) = R(m)
Next m
'Αντιγραφή αποτελεσμάτων
'-----
Range("T" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(1) - LL(1)) / (LU(1) - LL(1))
Range("U" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(2) - LL(2)) / (LU(2) - LL(2))
Range("V" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(3) - LL(3)) / (LU(3) - LL(3))

```



```

Range("W" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(4) - LL(4)) / (LU(4) - LL(1))
Range("X" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(5) - LL(5)) / (LU(5) - LL(5))
Range("Y" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(6) - LL(6)) / (LU(6) - LL(6))
Range("Z" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(7) - LL(7)) / (LU(7) - LL(7))
Range("AA" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(8) - LL(8)) / (LU(8) - LL(8))
Range("AB" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(9) - LL(9)) / (LU(9) - LL(9))
Range("AC" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(10) - LL(10)) / (LU(10) - LL(10))
Range("AD" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(11) - LL(11)) / (LU(11) - LL(11))
Range("AE" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(12) - LL(12)) / (LU(12) - LL(12))
Range("AF" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(13) - LL(13)) / (LU(13) - LL(13))
Range("AG" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(14) - LL(14)) / (LU(14) - LL(14))
Range("AH" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(15) - LL(15)) / (LU(15) - LL(15))
Range("AI" & o) = 0.1 + 0.8 * (L(16) - LL(16)) / (LU(16) - LL(16))

Range("AJ" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(1) - RL(1)) / (RU(1) - RL(1))
Range("AK" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(2) - RL(2)) / (RU(2) - RL(2))
Range("AL" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(3) - RL(3)) / (RU(3) - RL(3))
Range("AM" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(4) - RL(4)) / (RU(4) - RL(4))
Range("AN" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(5) - RL(5)) / (RU(5) - RL(5))
Range("AO" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(6) - RL(6)) / (RU(6) - RL(6))
Range("AP" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(7) - RL(7)) / (RU(7) - RL(7))
Range("AQ" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(8) - RL(8)) / (RU(8) - RL(8))
Range("AR" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(9) - RL(9)) / (RU(9) - RL(9))
Range("AS" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(10) - RL(10)) / (RU(10) - RL(10))
Range("AT" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(11) - RL(11)) / (RU(11) - RL(11))
Range("AU" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(12) - RL(12)) / (RU(12) - RL(12))
Range("AV" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(13) - RL(13)) / (RU(13) - RL(13))
Range("AW" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(14) - RL(14)) / (RU(14) - RL(14))
Range("AX" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(15) - RL(15)) / (RU(15) - RL(15))
Range("AY" & o) = 0.1 + 0.8 * (R(16) - RL(16)) / (RU(16) - RL(16))

'-----
Range("R" & o) = Range("I30")
Range("S" & o) = Range("J30")
o = o + 1
Range("N25") = o
Next n
Next k
R(k) = RM(k)
Next k

End Sub

```

Π 1.5 Το Πρόγραμμα Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε. με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε αναλυτικά το πρόγραμμα υλοποίησης του πολυεπίπεδου τεχνητού νευρωνικού δικτύου της παραγράφου 3.2.2δ σε MATLAB με αντίστοιχα αναλυτικά σχόλια.

```

%   FEED FORWARD NETWORK
%   =====
%   INITFF - Initializes a feed-forward network.
%   TRAINLM - Trains a feed-forward network with a faster
%   backpropagation.

```

```

% SIMUFF - Simulates a feed-forward network.
% FUNCTION APPROXIMATION WITH LEVENBERG-MARQUARDT:
% Using the above functions a two-layer network is trained
% to respond to specific inputs with target outputs.
% TRAINING PATTERNS
load p2000.txt
load t2000.txt

% DESIGN THE NETWORK
% =====
% A two-layer TANSIG/PURELIN network will be trained.

S1=16

% INITFF is used to initialize the weights and biases for
% the TANSIG/PURELIN network.

[w1,b1,w2,b2] = initff(p2000',S1,'tansig',t2000','purelin');

% TRAINING THE NETWORK
% =====
% TRAINLM uses Levenberg-Marquardt to train feed-forward networks
% [W1,B1,W2,B2,...,TE,TR] = TRAINLM(W1,B1,F1,W2,B2,F2,...,P,T,TP)
% W1 - SixR weight matrix for the ith layer.
% B1 - S1x1 bias vector for the ith layer.
% F1 - Transfer function (string) for the ith layer.
% P - RxQ matrix of input vectors.
% T - SxQ matrix of target vectors.
% TP - Training parameters (optional).
% Returns new weights and biases and
% W1 - new weights.
% B1 - new biases.
% TE - the actual number of epochs trained.
% TR - training record: [row of errors]

df = 1 % Epochs between updating display, default = 25.
maxep=10 % Maximum number of epochs to train, default = 1000.
maxer=0.001 % Sum-squared error goal, default = 0.02.
mingrad=0.0001 % Minimum gradient, default = 0.0001.
mu=0.0001 % Initial value for MU, default = 0.001.
mul1=10 % Multiplier for increasing MU, default = 10.
mul2=0.9 % Multiplier for decreasing MU, default = 0.1.
maxmu=10000000000 % Maximum value for MU, default = 1e10.
tp=[df maxep maxer mingrad mu mul1 mul2 maxmu]
[w1,b1,w2,b2,ep,tr]=trainlm(w1,b1,'tansig',w2,b2,'purelin',p2000',t2000',tp);

% TESTING THE NETWORK
% =====
% Now we can test the NETWORK with the inputs
% (testinputs2000) to see if it returns the
% target(testtargets2000).

load testinputs2000.txt
load testtargets2000.txt

testtarg=testtargets2000'

a=simuff(testinputs2000',w1,b1,'tansig',w2,b2,'purelin')

```

Π 1.6 Αρχείο Εξόδου Προγράμματος Υλοποίησης του Πολυεπίπεδου Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου για την Επίλυση του Προβλήματος της Αξιοπιστίας ενός μικρού Σ.Η.Ε. με τους Δείκτες Αξιοπιστίας Όλων των Στοιχείων

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την έξοδο του προγράμματος που υλοποιήσαμε προς επιβεβαίωση των όσων έχουμε αναφέρει στην παράγραφο 3.2.2δ.

```
S1 =  
    16  
  
df =  
     1  
  
maxep =  
     10  
  
maxer =  
    1.0000e-003  
  
mingrad =  
    1.0000e-004  
  
mu =  
    1.0000e-004  
  
mul1 =  
     10  
  
mul2 =  
     0.9000  
  
maxmu =  
    1.0000e+010  
  
tp =  
    1.0e+010 *
```

Columns 1 through 7

0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000

Column 8

1.0000

TRAINLM: 0/10 epochs, mu = 0.0001, SSE = 14945.8.
 TRAINLM: 1/10 epochs, mu = 9e-005, SSE = 430.757.
 TRAINLM: 2/10 epochs, mu = 8.1e-005, SSE = 26.8699.
 TRAINLM: 3/10 epochs, mu = 7.29e-005, SSE = 23.6202.
 TRAINLM: 4/10 epochs, mu = 6.561e-005, SSE = 1.76025.
 TRAINLM: 5/10 epochs, mu = 5.9049e-005, SSE = 0.204407.
 TRAINLM: 6/10 epochs, mu = 5.31441e-005, SSE = 0.0242654.
 TRAINLM: 7/10 epochs, mu = 4.78297e-005, SSE = 0.00360016.
 TRAINLM: 8/10 epochs, mu = 4.30467e-005, SSE = 0.000478535.

testtarg =

Columns 1 through 7

0.4881 0.5000 0.4761 0.5454 0.2067 0.5000 0.5000
 0.6335 0.5246 0.5010 0.1872 0.2492 0.5246 0.5246
 0.4483 0.5000 0.5000 0.5000 0.2067 0.1800 0.4673
 0.6329 0.5241 0.5241 0.5241 0.2487 0.2237 0.4923

Columns 8 through 10

0.1534 0.8334 0.5000
 0.1992 0.8375 0.5246
 0.5000 0.5000 0.8734
 0.5241 0.5241 0.8745

a =

Columns 1 through 7

0.4882 0.5000 0.4761 0.5450 0.2069 0.5000 0.5000
 0.6332 0.5246 0.5009 0.1873 0.2496 0.5247 0.5245
 0.4489 0.5005 0.5005 0.5005 0.2075 0.1808 0.4678
 0.6332 0.5244 0.5244 0.5243 0.2492 0.2240 0.4926

Columns 8 through 10

0.1536 0.8330 0.4999
 0.1994 0.8372 0.5246
 0.5007 0.5004 0.8738
 0.5247 0.5241 0.8743

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Σε αυτό το παράρτημα παρουσιάζουμε τα ελληνικά και ξένα συγγράμματα, τα άρθρα, τις διδακτορικές και μεταπτυχιακές εργασίες από τα οποία αντλήθηκαν πληροφορίες κατά τη συγγραφή της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας. Μέσα στο κείμενο, όταν γίνεται αναφορά σε ορισμένα από αυτά, χρησιμοποιούμε την αντίστοιχη αρίθμηση.

Π 2.1 Ελληνική Βιβλιογραφία

- [B1] Κ.Βουρνάς, Γ.Κονταξής: «Εισαγωγή στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1997
- [B2] Κ.Βουρνάς, Β.Κ.Παπαδιάς: «Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας και Έλεγχος Συχνότητας», Δεύτερη Έκδοση, Εκδόσεις Συμμετρία, 1991
- [B3] Γ.Κονταξής, Β.Κ.Παπαδιάς: «Ηλεκτρική Οικονομία», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1996
- [B4] Ε. Διαλυνάς: «Ανάλυση Αξιοπιστίας Τεχνολογικών Συστημάτων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Συμεών, 1998
- [B5] Ε. Διαλυνάς: «Αξιοπιστία Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1996
- [B6] Α.Σταφυλοπάτης, Σ.Κόλλιας: «Εισαγωγή στη Θεωρία των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων », Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Σεπτέμβριος 2000
- [B7] Β.Ασημακόπουλος: «Μέθοδοι Προβλέψεων», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., 1994
- [B8] Αθ. Αραβαντινός: «Πολεοδομικός Σχεδιασμός για μία Βιώσιμη Ανάπτυξη του Αστικού Χώρου», Πρώτη Έκδοση, Εκδόσεις Συμμετρία, 1991
- [B9] Αρ. Λύκας: «Υπολογιστική Νοημοσύνη», Πρώτη Έκδοση, Ιωάννινα, Σεπτέμβριος 1999
- [B10] Adrian Biran, Moshe Breiner: «MATLAB για μηχανικούς», Δεύτερη Έκδοση, Εκδόσεις Τζιόλα, 1999

Π 2.2 Ξένα Βιβλιογραφία

- [Ξ1] Robert Callan: “The essence of Neural Networks”, first edition, Prentice Hall, 1999
- [Ξ2] Simon Hykin: “Neural Networks a comprehensive Foundation”, second edition, Prentice Hall, 1999
- [Ξ3] Tanaka H., Ischibuchi H.: “Possibilistic Regression analysis based on Linear Programming”
- [Ξ4] Howard Demuth, Mark Beale: “Neural Network Toolbox for Use with MATLAB”, First edition, The Math Works Inc., 1995
- [Ξ5] Eva Part-Enander, Anders Sjoberg: “The MATLAB handbook”, First edition, Henry Ling Ltd, 1999
- [Ξ6] Valluru Rao, Hayagriva Rao: “C++ Neural Network and Fuzzy Logic”, Second edition, MIS Press, 1995

Π 2.3 Διδακτορικές Διατριβές

- [Δ1] Δ. Παπαχρήστου: «Συμβολή στην Προσομοίωση Συστημάτων Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας», Διδακτορική Διατριβή, Αθήνα, Ε.Μ.Π., 2000
- [Δ2] Σπ. Κιαρτζής: «Εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου», Διδακτορική Διατριβή, Θεσσαλονίκη, Α.Π.Θ., 1998
- [Δ3] Choueiki M.H. “A designed experiment on the Use of Neural-Network Models in Short-Term Hourly Load Forecasting”, Ph.D., Dissertation, Department of Industrial and Systems Engineering, The Ohio State University, Colombus, Ohio, 1995

Π 2.4 Μεταπτυχιακές Εργασίες

- [Ε1] Γ.Τσεκούρας: «Καταγραφή & Αναγνώριση Φορτίου, Μελέτη Μέτρων Εξοικονόμησης Ενέργειας & Τιμολογιακών Μέτρων σε μία Χημική Βιομηχανία», Μεταπτυχιακή Εργασία στο μάθημα «Ενεργειακός Προγραμματισμός Ελαχίστου Κόστους», Ε.Μ.Π., Ιούλιος 2000

Π 2.5 Άρθρα

- [Α1] Roy Billinton, Mahmud Fotuhi-Firuzabad: “A basic framework for generating system operating health analysis”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.3, August 1994, pp. 1610 – 1617
- [Α2] Saleh Aboreshaid, Roy Billinton, Mahmud Fotuhi-Firuzabad: “Probalistic transient stability studies using th method of bisection”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1990 – 1995
- [Α3] G.A.Hamoud, E.G.Neudof, A.L.Hubert: “Reliance on non-utility generation in planning customer delivery systems”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1795 – 1802
- [Α4] M.H. Nehrir , P.S. Dolan , V.Gerez , W.J. Jameson : “Development and Validation of a Physically-based Computer Model for Predicting Winter Electric Heating Loads”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10 , No.1, February 1995, pp. 266 – 272
- [Α5] B.Rautenbach, I.E.Lane: “The multi-objective controller: a novel approach to domestic hot water load control”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1832 – 1837
- [Α6] Mark H. Gravener, Chika Nwanpka: “Available transfer capability and first order sensitivity”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol.14, No.2, May 1999, pp. 512 – 518
- [Α7] Benjamin F.Hobbs, Suradet Jitprapaikulsarn, Dominic J. Maratukulam: “Analysis of the value for unit commitment of imporved load forecasts”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.4, November 1999, pp. 1342 – 1348
- [Α8] H.B.Gooi, D.P.Mendes, K.R.W.Bell, D.S.Kirschen: “Optimal scheduling of spinning reserve”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.4, November 1999, pp. 1485-1492
- [Α9] Mesut E. Baran, Arthur W.Kelley: “State estimation for real-time monitoring of distribution systems”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.3, August 1994, pp. 1601 – 1609
- [Α10] 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

- [A11] 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
- [A12] Alireza Khotanzad, Reza Afkhani-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
- [A13] O. Hyde , P. F. Hodenett : “An Adaptable Automatd Procedure for Short-Term Electricity Load Forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.1, February 1997, pp. 84 – 94
- [A14] Takeshi Haidda: “Regression Based Peak Load Forecasting Using A transformation Technique”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1788-1794
- [A15] D.G.Infield, D.C.Hill: “Optimal smoothing for trend removal in short term electricity demand forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.3, August 1998, pp. 1115 – 1120
- [A16] Parech Rupanagunta , Matin L. Baughman , Jerold W. Jones: “Scheduling of Cool Storage Using Non-Linear Programming Techniques”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp. 1279 – 1285
- [A17] C. W. Gellings, R. W. Taylor : “Electric Load Curve Synthesis – A Computer Simulation of an Electric Utility Load Shape”, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1980 or Talukdar & Gellings : “Load Management”, IEEE Press, pp. 111-116
- [A18] 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
- [A19] Ibrahim Moghram, Saifur Rahman: “Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techiques”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, No.4, November 1989, pp. 1484 – 1491
- [A20] 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
- [A21] 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
- [A22] J. H. Broehl : “An End-Use Approach to Demand Forecasting”, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1980 or Talukdar & Gellings : “Load Management”, IEEE Press, pp. 117-121
- [A23] 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
- [A24] 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
- [A25] 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
- [A26] 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

- [A27] A. Cavallini , G. Mazzanti , G. C. Montanari : “Inference of a continuous Autoregressive Model for the Forecasting of Non Stationary Stochastic Processes Deriving from Energy Demand in Electrical Networks”, Melecon Conference 1996, Volume 2, pp.726-730
- [A28] 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
- [A29] 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
- [A30] 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
- [A31] 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
- [A32] 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
- [A33] Jerome Connor, Les E.Atlas, Douglas R.Martin: “Recurrent networks and NARMA modeling”, Advances in Neural Information Processing Systems NIPS4, 1992, pp. 301 – 308
- [A34] 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
- [A35] Shin-Tzo chen, David 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
- [A36] 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
- [A37] R.Lamedica, A.Prudenzi, M.Sforna, M.Caciotta, V.Orsolini Cencelli: “A neural network based technique for short-term forecasting of anomalous load periods”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1749 – 1756
- [A38] Hyeonjoong Yoo, Russell 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
- [A39] 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
- [A40] M.Hisham, Choueiki, Clark A.Mount-Campbell, Stanley 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
- [A41] 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
- [A42] 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

- [A43] 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
- [A44] 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
- [A45] 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
- [A46] 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
- [A47] 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
- [A48] Kwang-Ho Kim, Jong-Keun Park, Kab-Ju Hwang, Sung-Hak 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
- [A49] M.Daneshdoost, M.Lotfalian, G.Bumroogit, 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
- [A50] 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
- [A51] 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
- [A52] Hong-Tzer Yang, Chao-Ming Huang: "A new short-term load forecasting approach using self-organizing ARMAX models", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.1, February 1998, pp. 217 – 225
- [A53] Zuwei Yu : "A Temperature Match Based Optimization Method For Daily Load Prediction Considering DLC Effect", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.2, May 1996, pp. 728 – 733
- [A54] Alizera Khotanzad, Malcolm H.Davis, Alireza Abaye, Dominic Maratukulam: "An artificial neural network hourly temperature forecaster with applications in load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.2, May 1996, pp. 870 - 876
- [A55] Andrew P. Douglas, Arthur M. Breipohl, Fred N. Lee, Rambabu Adapa: "The Impacts of Temperature Forecast Uncertainty on Bayesian Load Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.4, November 1997, pp. 1507 - 1513
- [A56] E.A.Bossanyi: "Short-term wind prediction using Kalman filters", Wind Engineering, Vol.9, No.1, 1985
- [A57] Djurovic M., Stankovic L.: "Prediction of wind characteristic in short term periods", Energy and the environment into the 1990s, Proceedings of the 1st World Renewable Energy Congress, 1990, pp. 1714-1718
- [A58] E.A.Bossanyi: "Stochastic wind prediction for wind turbine system control", Proceedings of the 7th BWEA Wind Energy Conference, 27-29 March 1985, pp. 219-226
- [A59] B.G. Brown, R.W. Katz, A.H. Murphy: "Time series models to simulate and forecast wind speed and wind power", Journal of climate and applied Meteorology, Vol.23, 1984, pp. 1184 - 1195
- [A60] L.Lin: "Predicting wind behaviour with neural networks", Proceedings of the 1996 European Union Wind Energy Conference, EUWEC'96, Geteborg, Sweden

- [A61] G.N.Kariniotakis, G.S.Stavarakakis, E.F.Nogaret: "Wind power forecasting using advanced neural networks models", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.11, No.4, December 1996, pp. 762 – 767
- [A62] G.N.Kariniotakis, G.S.Stavarakakis, E.F.Nogaret: "A fuzzy logic and a Neural network based wind power forecasting model", EWEC96-European Union Wind Energy Conference, 20-24 May 1997, Goteborg, Sweden, pp. 596-599
- [A63] G.C.Contaxis, J. Kabouris: "Short-term scheduling in a wind/diesel autonomous system", IEEE Transactions on Power Systems, 91WM 188-3 PWRs
- [A64] H.M. Geerts: "Short range prediction of wind speeds: a system-theoretic approach", Proceedings of the European Wind Energy Conference, EWEC'84, Hamburg, FRG, 22-26 October 1984, pp.594-599
- [A65] G.N.Kariniotakis, G.S.Stavarakakis, E.F.Nogaret: "Advanced short-term forecasting of wind power production", EWEC97-European Wind Energy Conference & Exhibition, 5-9 October 1997, Dublin, Ireland, pages 4
- [A66] I.G.Damousis, P.D.Dokopoulos: "A genetic fuzzy model for wind speed prediction and power generation in wind parks", CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 11
- [A67] 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
- [A68] J.C. van Tonder, I.E. Lane: "A Load Model to Support Demand Management Decisions on Domestic Storage Water Heater Control Strategy", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1844 – 1849
- [A69] I.E. Lane, N.Beute: "A Model of the Domestic Hot Water Load", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1850 – 1855
- [A70] J. L. Small: "Joint estimation of household and heat-pump electricity demand", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.1, February 1994, pp. 413 – 419
- [A71] Paresh Rupanagunta, Martin L. Baughman, Jerold W. Jones: "Scheduling of cool storage using non-linear programming techniques", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.3, August 1995, pp. 1279 – 1285
- [A72] H.L.Willis, C.L.Brooks: "An interactive end-use electric load model for microcomputer implementation", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, No.11, November 1983, pp. 3693 – 3700
- [A73] K. Bhattacharyya, M.L. Crow: "A Fuzzy Logic Based Approach to Direct Load Control", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.2, May 1996, pp. 708 - 714
- [A74] Damitha K. Ranaweera, George G. Karady, Richard G. Farmer: "Economic Impact Analysis of Load Forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.3, August 1997, pp. 1388 – 1392
- [A75] Andrew P.Douglas, Arthur M.Breipohl, Fred N.Lee, Rambabu Adapa: "Risk due to load forecast uncertainty in short term power system planning", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No.4, November 1998, pp. 1493 - 1499
- [A76] M.Hisham, Choueiki, Clark A.Mount-Campbell, Stanley 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
- [A77] 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
- [A78] Dipti Srinivasan, Swee Sien Tan, C.S.Chang, Eng Kiat 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

- [A79] Aidong Adam Ding: “Neural-network prediction with noisy predictors”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 10, No.5, September 1999, pp. 1196 – 1203
- [A80] Damitha K.Ranaweera, George G.Karady, R.G.Farmer: “Effect of probabilistic inputs on neural network-based electric load forecasting”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 7, No.6, November 1996, pp. 1528 – 1532
- [A81] 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
- [A82] 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
- [A83] Marie Blanchard, Louis Delorme, Christiane Simard, Yvon Nadeau: “Experience with optimization software for distribution system planning”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1891 - 1898
- [A84] 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
- [A85] H.N.Tram, H.L.Willis, J.E.D.Northcote-Green, C.L.Brooks: “Load forecasting data and data base development for distribution planning”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, No.11, November 1983, pp. 3660 – 3666
- [A86] H.L.Willis, R.W.Powell, D.L.Wall: “Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, No.5, May 1984, pp. 1070 – 1076
- [A87] 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-102, No.6, June 1983, pp. 1190 – 1197
- [A88] H. Les Willis, Linda A. Finley, Michael J. Buri : “Forecasting Electric Demand of Distribution System Planning in Rural and Sparsely Populated Regions”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No.4, November 1995, pp. 2008 – 2013
- [A89] Mo-yuen Chow, Hahn Tram: “Methodology of Urban Re-Development Considerations in Spatial Load Forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.2, May 1997, pp. 996 - 1001
- [A90] E.-C. Yeh, Hahn Tram: “Information Integration in Computerized Distribution System Planning”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No.2, May 1997, pp. 1008 - 1013
- [A91] 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
- [A92] 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
- [A93] Nima Amzady, Mehdi Ehsan: “Evaluation of Power Systems Reliability by an Artificial Neural Network”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No.1, February 1999, pp. 287 – 292
- [A94] C.S.Chang, Dipti Srinivasan, A.C. Liew: “A hybrid model for transient stability evaluation of interconnected longitudinal power systems using neural network/pattern recognition approach”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.1, February 1994, pp. 85 – 92
- [A95] J.L.Souflis, A.V.Machias, B.C.Papadias: “An application of fuzzy concepts to transient stability”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, No.3, August 1989, pp. 1003 – 1009

- [A96] G. Demartini, G.P. Granelli, P. Marannino, M. Montagna, M. Ricci : “Co-ordinated economic and advance dispatch procedures”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.4, November 1996, pp. 1785 – 1791
- [A97] L.Miguel Proenca, Joao L.Pinto, Manuel Matos: “Development of an economic dispatch module for the CARE system using evolutionary programming”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 8
- [A98] Yoshikazu Fukuyama, Yoshiteru Ueki: “An application of a neural network to dynamic dispatch using multi processors”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No.4, November 1994, pp. 1759 – 1765
- [A99] Takahide Niimura, Ryuichi Yokoyama: “An approximate reasoning approach for optimal dynamic dispatch of thermal generating units including auxiliary control”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No.2, May 1991, pp. 651 – 657
- [A100] M.A.Matos: “Economic operation in CARE”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 3
- [A101] Vladimiro Miranda, Pun Sio Hang: “Unit commitment module - Main innovative characteristics”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 7
- [A102] A.Androutsos, M.Papadopoulos: “NTUA real-time modulee for unit commitment”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 9
- [A103] A.Saramoutsis, J.Damousis, A.Bakirtzis, P.Dokopoulos: “Genetic algorithm solution to the economic dispatch problem- application to the electrical power grid of Crete island”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 10
- [A104] G.C.Contaxis, A.G.Vlachos: “Optimal power flow in the presence of wind parks”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 11
- [A105] G.Contaxis, A.Vlachos: “Constrained optimal power flow in electrical energy grids with large integration of dispatchable wind energy and independent wind power producers”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 4
- [A106] V.Miranda, J.L.Saraiva: “Fuzzy modelling of power system optimal load flow”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No.2, May 1992, pp. 843 – 849
- [A107] N.D.Hatziargyriou, E.S.Karapidakis: “Application of decision trees for the security asseessment at autonomous power system of Crete and Terceira island”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 14
- [A108] N. Hatziargyriou, J.A.Pecas Lopes, E.Karapidakis, M.H.Vasconcelos: “On-line dynamic security assessment of power systems in large islands with high wind power penetration”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 7
- [A109] J.A.Pecas Lopes, M.H.Vasconcelos, J.N.Fidalgo, M.A.Mitchell: “Kernel regression trees and artificial neural networks for the security assessment of the islands of Crete and Terceira”, CARE Workshop, Heraklion Crete, 16-17 July 1999, pages 12
- [A110] P.S. Georgilakis, J.A. Bakopoulos, N.D. Hatziargyriou: “Decision Trees for fast security assessment of autonomous power systems with a large penetration from renewables”, Proceedings of the 32nd Universities Power Engineering Conference, Manchester, UK, September 1997
- [A111] Hugh Rudnick, Rodrigo palma, Eliana Cura, Carlos Silva: “Economically adapted transmission systems in open access schemes – application of genetic algorithms”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.3, August 1996 , pp. 1427 – 1434
- [A112] A.Piras, A.Germond, B.Buchenel, K.Imhof, Y.Jaccard: “Heterogenous artificial neural network for short-term electrical load forecasting”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No.1, February 1996, pp. 397 – 402