



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΑΡΓΙΩΝ ΚΑΙ
ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥΣ ΣΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ**

Διπλωματική Εργασία

Καριώτογλου Λάμπρος

Επιβλέπων: Μπαργιώτας Δημήτριος

Φεβρουάριος 2023



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΑΡΓΙΩΝ ΚΑΙ
ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥΣ ΣΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ**

Διπλωματική Εργασία

Καριώτογλου Λάμπρος

Επιβλέπων: Μπαργιώτας Δημήτριος

Φεβρουάριος 2023



UNIVERSITY OF THESSALY
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING

**ANALYSIS OF ELECTRICAL LOADS OF HOLIDAYS
AND MODEL IN SHORT-TERM LOAD FORECASTING
APPLICATIONS**

Diploma Thesis

Kariotoglou Lampros

Supervisor: Bargiotas Dimitrios

February 2023

Εγκρίνεται από την Επιτροπή Εξέτασης:

Επιβλέπων **Μπαργιώτας Δημήτριος**

Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Πλέσσας Φώτιος**

Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Μέλος **Δασκαλοπούλου Ασπασία**

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ τον Νονό μου Πέτρο για όλη του την βοήθεια και τους γονείς μου που δεν έχουν σταματήσει να με στηρίζουν ούτε στιγμή.

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΠΕΡΙ ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΗΣ ΔΕΟΝΤΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΠΝΕΥΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΑΙΩΜΑΤΩΝ

«Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ρητά ότι η παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας, αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής μου εργασίας, δεν προσβάλλει κάθε μορφής δικαιώματα διανοητικής ιδιοκτησίας, προσωπικότητας και προσωπικών δεδομένων τρίτων, δεν περιέχει έργα/εισφορές τρίτων για τα οποία απαιτείται άδεια των δημιουργών/δικαιούχων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον και πληρούν τους κανόνες της επιστημονικής παράθεσης. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή/και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Δηλώνω επίσης ότι τα αποτελέσματα της εργασίας δεν έχουν χρησιμοποιηθεί για την απόκτηση άλλου πτυχίου. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής».

Ο Δηλών

Καριώτογλου Λάμπρος

Διπλωματική Εργασία
ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΦΟΡΤΙΩΝ ΑΡΓΙΩΝ ΚΑΙ
ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥΣ ΣΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΦΟΡΤΙΟΥ

Καριώτογλου Λάμπρος

Περίληψη

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου αποτελεί την κρισιμότερη κατηγορία πρόβλεψης την οποία χρησιμοποιούν τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας για την εκτίμηση της ζήτησης ρεύματος των καταναλωτών και κατ'έπείταση τον σχεδιασμό του βέλτιστου τρόπου λειτουργίας του ηλεκτρικού δικτύου, σε μικρά προσεχή χρονικά διαστήματα. Η αποτελεσματική πρόβλεψη φορτίου συνεισφέρει σε μεγάλο βαθμό στην επίτευξη των επιθυμητών επιδόσεων των ηλεκτρικών συστημάτων σε επίπεδο οικονομίας, αξιοπιστίας και ασφάλειας. Εμβαθύνοντας στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου, γίνονται αντιληπτά συγκεκριμένα κύρια ζητήματα τα οποία μπαίνουν εμπόδιο στην συνεχή αξιοπιστία της. Ένα από αυτά τα ζητήματα είναι η περίπτωση συγκεκριμένων, διακριτών χρονικών περιόδων στις οποίες παρουσιάζουν σταθερά ανά έτος έντονες έως και ακραίες μεταβολές - διακυμάνσεις της ζήτησης φορτίου επηρεάζοντας σε σημαντικό βαθμό την αποτελεσματικότητα της πρόβλεψης. Οι χρονικές αυτές περιόδους ονομάζονται ειδικές ημέρες και αποτελούνται κυρίως από επίσημες δημόσιες αργίες, αργίες κατ'έθιμο και μεγάλες θρησκευτικές εορτές. Η σημαντική επιρροή των ειδικών ημερών στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη έχει οδηγήσει την επιστημονική κοινότητα στην προσπάθεια προσέγγισής τους με ξεχωριστές μεθοδολογίες και τεχνικές πρόβλεψης, σε σύγκριση με τις υπόλοιπες χρονικές περιόδους. Οι μεθοδολογίες αυτές αναπτύσσονται με σκοπό να προσαρμόζονται κατάλληλα στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των φορτίων, των χρονικών περιόδων που επιχειρούν να μελετήσουν και να προβλέψουν. Η παρούσα εργασία επιχειρεί να μελετήσει τα χαρακτηριστικά των φορτίων ζήτησης των ειδικών ημερών της Ελλάδας και να εφαρμόσει τεχνικές πρόβλεψης επάνω σε αυτά με σκοπό την αξιολόγηση των τεχνικών και την παρατήρηση συμπερασμάτων για τις αργίες του ηλεκτρικού δικτύου της χώρας.

Λέξεις-κλειδιά:

βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, ζήτηση ηλεκτρικού φορτίου, μη τυπικά πρότυπα φορτίου, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Diploma Thesis

ANALYSIS OF ELECTRICAL LOADS OF HOLIDAYS AND MODEL IN SHORT-TERM LOAD FORECASTING APPLICATIONS

Kariotoglou Lampros

Abstract

Short-term electrical load forecasting is the most crucial of all types of forecasting electrical energy systems use to estimate consumer's electricity demand and therefore program the system's optimum operation, in brief upcoming time periods. Effective load forecasting can greatly contribute to the achievement of the desired performance of electrical systems in terms of economy, reliability and safety. Emphasizing on the problem of short-term load forecasting, specific key issues that hinder its credibility are perceived. One of these issues is the case of specific, distinct time periods of the year in which consistently occur intense or even extreme fluctuations on the demand of electrical load, seriously affecting the forecast's procedure. These distinct time periods defined as special days are mostly combined of public or traditional holidays and major religion events. The significant impact of special days on short-term load forecasting has driven the scientific community into developing unique forecasting algorithms, different from those used for forecasting loads of typical time periods. These methodologies are developing under the mindset of adapting to the unique characteristics of the electrical loads they attempt to study and forecast. The present thesis aims to study the qualities of the special days for the country of Greece and apply forecast models on them with the intention to evaluate different forecasting techniques and extract conclusions about the impact of holidays on the Hellenic grid.

Keywords:

short-term forecasting, electrical load demand, anomalous load, artificial neural networks

Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες	ix
Περίληψη	xii
Abstract	xiv
Πίνακας περιεχομένων	xv
Κατάλογος σχημάτων	xvii
Κατάλογος πινάκων	xix
Συντομογραφίες	xxi
1 Εισαγωγή	1
1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής	1
1.1.1 Συνεισφορά	2
1.2 Οργάνωση του τόμου	2
2 Ζήτηση και Πρόβλεψη Ηλεκτρικού Φορτίου	4
2.1 Εισαγωγή στα ΣΗΕ	4
2.2 Χρονοσειρές	5
2.3 Γενική Εισαγωγή στην Πρόβλεψη Φορτίου	7
2.4 Παράγοντες Επιρροής της Ζήτησης Φορτίου	8
2.5 Κατηγορίες και Μοντέλα Πρόβλεψης	10
2.5.1 Βασικές Κατηγορίες Πρόβλεψης	10
2.5.2 Κατηγορίες Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου	11
2.5.3 Μοντέλα Χρονοσειρών	12

2.6	Μέθοδοι Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου	12
2.6.1	Κλασικές Μέθοδοι	13
2.6.2	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)	16
2.6.3	Ασαφής Λογική	19
2.7	Αξιολόγηση Ακρίβειας Προβλέψεων	20
2.8	Ζήτηση Φορτίου Αργιών	23
2.9	Μέθοδοι Πρόβλεψης Φορτίου Αργιών	26
3	Υλοποίηση Μεθόδων Πρόβλεψης	29
3.1	Μεθοδολογία Εργασίας	29
3.2	Πρόβλεψη Βασισμένη σε Μοτίβα Ζήτησης Φορτίου Προηγούμενης Ημέρας	31
3.3	Πρόβλεψη με Χρήση ΤΝΔ	33
3.4	Πρόβλεψη Βασισμένη στην Ζήτηση Φορτίου Αντίστοιχων Αργιών	37
4	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	39
4.1	Αξιολόγηση και Σύγκριση Προβλέψεων	39
4.2	Συμπεράσματα και Προοπτικές	43
	Βιβλιογραφία	45
A	Κώδικας Εργασίας στο περιβάλλον του MATLAB	49

Κατάλογος σχημάτων

2.1	Αναπαράσταση τάσης και κυκλικότητας χρονοσειράς	6
2.2	Αναπαράσταση εποχικότητας και τυχαιότητας χρονοσειράς	7
2.3	Παγκόσμια κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας από 1974 έως 2019	9
2.4	Βιολογικός Νευρώνας	17
2.5	Τεχνητός Νευρώνας	17
2.6	Πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο	18
2.7	Γραφική αναπαράσταση συνόλων ασαφής λογικής (αριστερά) και κλασικής λογικής (δεξιά)	20
2.8	Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 28/10/19 έως 01/11/19	24
2.9	Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 08/08/19, 15/08/19 και 22/08/19	25
2.10	Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 21/04/19, 28/04/19 και 05/05/19	25
2.11	Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 07/10/19, 14/10/19, 21/10/19 και 28/10/19	26
3.1	Ζήτηση Φορτίου για τις ημέρες 05/01/17, 05/01/18 και 05,01,19	32
3.2	Ζήτηση Φορτίου για τις ημέρες 06/01/17, 06/01/18 και 06,01,19	32
3.3	Καμπύλες πραγματικής τιμής και πρόβλεψης με την προκειμένη μέθοδο για την 11/03/19	33
3.4	TNΔ με 10 κρυφούς νευρώνες στο περιβάλλον του MATLAB	35
3.5	Κώδικας ανάπτυξης, εκπαίδευσης και πρόβλεψης TNΔ στο MATLAB και υπολογισμός MAPE	36
3.6	Καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης με TNΔ για την 27/04/2019	36
3.7	Οι καμπύλες ζήτησης φορτίου της αργίας των Χριστουγέννων για τα έτη 2016, 2017 και 2018	38

3.8	Καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης με την προκείμενη μέθοδο για την 25/12/19	38
4.1	Χάρτης MAPE των προβλέψεων για το έτος 2018	41
4.2	Χάρτης MAPE των προβλέψεων για το έτος 2019	42
4.3	Πρόβλεψη ζήτησης φορτίου της αργίας 15/08/2018	42
4.4	Πρόβλεψη ζήτησης φορτίου της αργίας 27/04/2019	43
A.1	Ο κώδικας υπολογισμού ομοιότητας καμπυλών ζήτησης φορτίου	49
A.2	Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 1η μέθοδο	50
A.3	Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 2η μέθοδο	51
A.4	Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 3η μέθοδο	51
A.5	Κώδικας σχεδίασης διαγράμματος καμπυλών	52

Κατάλογος πινάκων

4.1	ΜΑΡΕ των μεθόδων που αναπτύχθηκαν για τις αργίες του έτους 2018 . . .	40
4.2	ΜΑΡΕ των μεθόδων που αναπτύχθηκαν για τις αργίες του έτους 2019 . . .	41

Συντομογραφίες

κ.λπ.	και λοιπά
κ.ο.κ	και ούτω καθεξής
βλπ	βλέπε
ΣΗΕ	Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας
ΤΝΔ	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο
MAPE	Mean Average Percentage Error
MW	Mega Watt

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Η ενεργειακή ζήτηση ενός Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΣΗΕ) και κατ' επέκταση η πρόβλεψη αυτής αποτελεί ένα πολύπλοκο αντικείμενο μελέτης το οποίο επηρεάζεται απο ποικίλους παράγοντες και σε διαφόρους βαθμούς. Η πρόβλεψη της ζήτησης ενεργειακού φορτίου ενός Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας αποσκοπεί στην κάλυψη των αναγκών των καταναλωτών που αυτό εξυπηρετεί, κάθε χρονική στιγμή. Σε περίπτωση υπερεκτίμησης της ζήτησης το ενεργειακό πλεόνασμα μετατρέπεται σε απώλειες εφόσον το ΣΗΕ δεν έχει την δυνατότητα προσωρινής αποθήκευσης της παραγόμενης ενέργειας. Αντιθέτως η περίπτωση υποεκτίμησης της ανάγκης φορτίου σε κάποιο χρονικό διάστημα οδηγεί σε αύξηση του κόστους λειτουργίας του ΣΗΕ προκειμένου να καλυφθεί η ζήτηση.

Επιπροσθέτως του λειτουργικού κόστους και της οικονομίας ενέργειας η έγκυρη και έγκαιρη πρόβλεψη της ζήτησης έχει καθοριστικό ρόλο στην ομαλή, ασφαλή και αξιόπιστη λειτουργία ενός ΣΗΕ. Ειδικότερα η πρόβλεψη συμβάλλει στον προγραμματισμό λειτουργίας του αφού μπορεί να προειδοποιήσει για πιθανές διαταραχές ή έντονες διακυμάνσεις της ζήτησης. Σύμφωνα με τα παραπάνω γίνεται αντιληπτό πως η ακριβής πρόβλεψη της ανάγκης φορτίου αποτελεί μια διαδικασία μείζονος σημασίας της λειτουργίας των ΣΗΕ.

1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική εργασία σκοπεύει να μελετήσει και να προσεγγίσει λύσεις για το πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου αργιών. Η πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης και ειδικότερα η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της αποτελεί αντικείμενο διαρκούς μελέτης καθώς έχει μεγάλη συμβολή στην αξιόπιστη λειτουργία των σταθμών παραγωγής

ηλεκτρικής ενέργειας, την οικονομία του δικτύου και την διευκόλυνση της δουλειάς των χειριστών ΣΗΕ. Οι λεγόμενες ειδικές ημέρες όπως είναι οι επίσημες αργίες, λόγω των ιδιαίτερων μεταβολών στις τιμές ζήτησης φορτίου τους έχουν την τάση να δημιουργούν προβλήματα στην διαδικασία της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης και κατ'επέκταση στην αξιόπιστη λειτουργία των ΣΗΕ. Τα παραδοσιακά συστήματα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης αδυνατούν να παράξουν αποτελέσματα για αυτές τις ημέρες με την ίδια ακρίβεια που επιτυγχάνουν στην ζήτηση των υπολοίπων ημερών του έτους. Συνεπώς προκύπτει η ανάγκη ειδικής μεταχείρισης και προσέγγισης με προσαρμοσμένες τεχνικές και μεθοδολογίες για την πρόβλεψη ζήτησης των ημερών αυτών.

1.1.1 Συνεισφορά

Η συνεισφορά της διπλωματικής συνοψίζεται ως εξής:

1. Μελετήθηκε η ζήτηση φορτίων για αργίες του Ελληνικού ηλεκτρικού δικτύου καθώς και οι διάφορες προσεγγίσεις πρόβλεψης αργιών και εργάσιμων ημερών.
2. Υλοποιήθηκαν τρεις αλγόριθμοι υπολογισμού προβλέψης ζήτησης φορτίου αργιών, οι οποίοι εκπαιδεύτηκαν για την πρόβλεψη των φορτίων των αργιών για τα έτη 2018 και 2019.
3. Αξιολογήθηκε η επίδοση των αλγορίθμων και έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων με στόχο την ανάλυση περαιτέρω προοπτικών και την ανάπτυξη νέων μεθοδολογιών.

1.2 Οργάνωση του τόμου

Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται μια γενική εισαγωγή στο πρόβλημα της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου και την επίδραση του στην λειτουργία ενός ΣΗΕ. Παρουσιάζονται τα προβλήματα που μπορούν να προκύψουν και το πως η πρόβλεψη φορτίου καλείται να επιλύσει. Αναλύονται οι παράγοντες που επιδρούν στην ζήτηση ηλεκτρικού φορτίου καθώς και το αντίκτυπο τους σε αυτή, οι κατηγορίες και τεχνικές πρόβλεψης που παρουσιάζονται στην βιβλιογραφία καθώς και οι διάφοροι δείκτες αξιολόγησης προβλέψεων. Στην συνέχεια γίνεται ειδική αναφορά σε μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίων αργιών που έχουν προταθεί στην διεθνή βιβλιογραφία και έχουν αποδείξει την ανταγωνιστικότητά τους. Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται οι αλγόριθμοι των μεθόδων που υλοποιήθηκαν και η συλλογική ανάπτυξή τους καθώς και η προετοιμασία

- οργάνωση των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους. Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται, αναλύονται και συγκρίνονται τα αποτελέσματα των εφαρμοσμένων μεθόδων και απαριθμούνται παρατηρήσεις, προβληματισμοί και συμπεράσματα σχετικά με αυτές με σκοπό την περαιτέρω μελλοντική τους ανάπτυξη.

Κεφάλαιο 2

Ζήτηση και Πρόβλεψη Ηλεκτρικού Φορτίου

2.1 Εισαγωγή στα ΣΗΕ

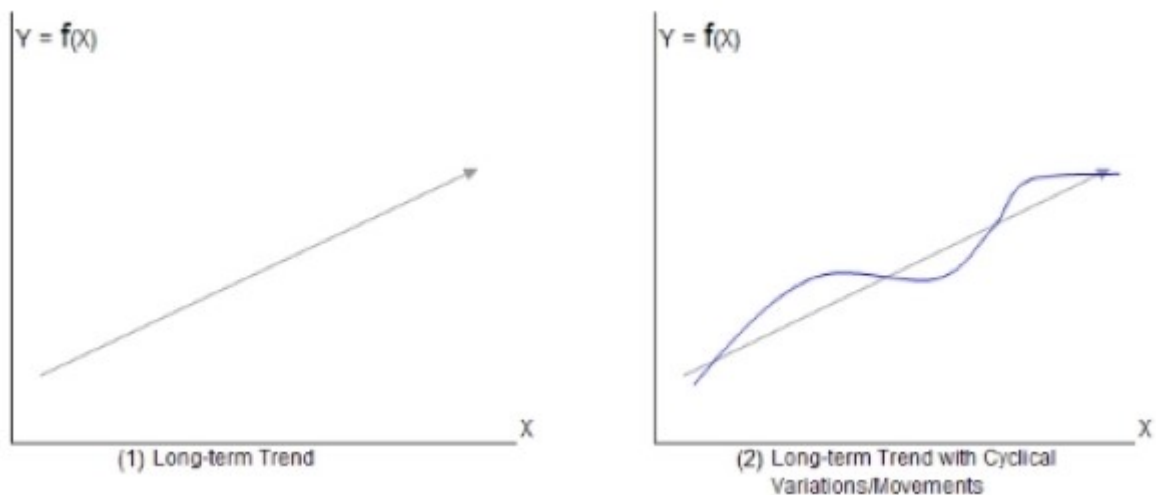
Σαν σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας (ΣΗΕ) ορίζουμε ένα σύνολο εγκαταστάσεων που χρησιμοποιείται για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και την διανομή της στους καταναλωτές. Ένα τυπικό ΣΗΕ αποτελείται από σταθμούς παραγωγής, διάφορους υποσταθμούς τάσης και γραμμές μεταφοράς της ηλεκτρικής ενέργειας. Τα παραπάνω μέρη του συστήματος συνεργάζονται διαρκώς για να επιτυγχάνεται η αδιάκοπη και ορθή λειτουργία του [1]. Ο βασικός σκοπός ενός ΣΗΕ δεν είναι μόνο η κάλυψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και η επίτευξη του στόχου αυτού κατά τον βέλτιστο δυνατό αξιόπιστο, ασφαλή και οικονομικό τρόπο. Τα κύρια μέρη που αποτελούν ένα τέτοιο σύστημα είναι οι σταθμοί παραγωγής, οι γραμμές μεταφοράς και το δίκτυο διανομής. Οι σταθμοί παραγωγής χρησιμοποιούν κυρίως συμβατικές μορφές παραγωγής ενέργειας όπως ορυκτά καύσιμα αλλά και άλλες μορφές όπως η υδροηλεκτρική. Ακόμα πρέπει να αναφερθεί το μερίδιο παραγωγής ενέργειας στα ηλεκτρικά δίκτυα μέσω ανανεώσιμων πηγών (ΑΠΕ) το οποίο παρουσιάζει σημαντική αύξηση με την πάροδο των χρόνων. Οι γραμμές μεταφοράς είναι ουσιαστικά το μέσο με το οποίο μεταφέρεται η ενέργεια από τους σταθμούς παραγωγής προς τα κέντρα διανομής. Τέλος το δίκτυο διανομής ηλεκτρικής ενέργειας έχει τον ρόλο της διανομής του ρεύματος στους τελικούς καταναλωτές [2].

2.2 Χρονοσειρές

Μία χρονοσειρά ορίζεται ως ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής ενός μεγέθους και παρουσιάζει την εξέλιξη του ως προς τον χρόνο. Οι παρατηρήσεις μίας χρονοσειράς λαμβάνονται σε ίσα χρονικά διαστήματα μεταξύ τους δημιουργώντας ζεύγη χρονικής στιγμής - τιμής παρατηρήσιμου μεγέθους τα οποία όταν ενωθούν σαν σημεία προκύπτει η γραφική απεικόνιση της χρονοσειράς. Οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις οι οποίες στην προκειμένη περίπτωση είναι το φορτίο ζήτησης ως προς τον χρόνο σχετίζονται μεταξύ τους και χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των μελλοντικών τους τιμών. Οι χρονοσειρές μπορούν να θεωρηθεί πως περιγράφουν ντετερμινιστικές διαδικασίες αφού περιγράφουν την εξέλιξη της τιμής ενός φυσικού ή όχι μεγέθους όμως πρακτικά ο παράγοντας της τυχειότητας, ο οποίος παρεμβαίνει και στην περίπτωση των χρονοσειρών του ηλεκτρικού φορτίου μετατρέπει εν τέλει τις διαδικασίες αυτές σε στοχαστικές [3]. Η γραφική αναπαράσταση μίας χρονοσειράς είναι το βασικό εργαλείο παρατήρησης της και μπορεί να προσφέρει πληροφορίες για τα ποιοτικά της χαρακτηριστικά όπως την εποχικότητα, αλλά και για τις ακραίες τιμές της. Τα τέσσερα ποιοτικά χαρακτηριστικά των χρονοσειρών είναι η **τάση**, η **κυκλικότητα**, η **εποχικότητα** και η **τυχειότητα** και ορίζονται ως εξής :

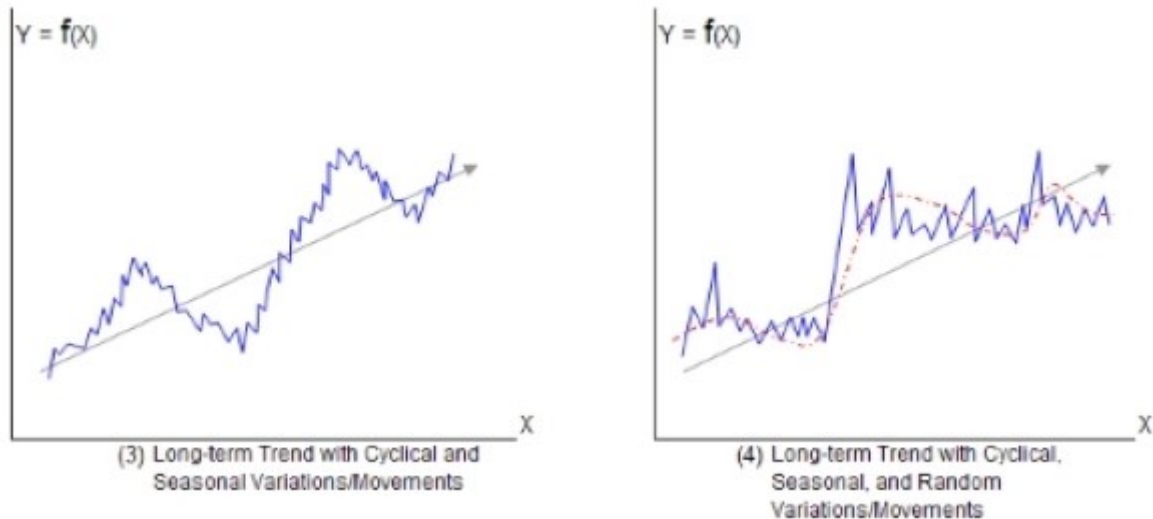
- Η τάση (Trend, T) ορίζεται ως μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών της χρονοσειράς. Σύμφωνα με την πορεία των τιμών της χρονοσειράς για ένα χρονικό διάστημα η τάση μπορεί να είναι αύξουσα, φθίνουσα ή μηδενική. Επίσης μπορεί να χαρακτηριστεί ως γραμμική ή μη γραμμική. Η τάση συνήθως έχει νόημα αναφοράς σε μακρά χρονικά διαστήματα.
- Η κυκλικότητα (Cycle, C) αντιπροσωπεύει την κυματοειδή μεταβολή μίας χρονοσειράς η οποία κάνει περιοδικά την εμφάνισή της αλλά όχι απαραίτητα με σταθερή περίοδο. Οφείλεται σε συγκεκριμένους εξωγενείς παράγοντες κατά κύριο λόγο που σχετίζονται με την διακύμανση των οικονομικών συνθηκών.
- Η εποχικότητα (Seasonality, S) είναι περιοδική διακύμανση σταθερής περιόδου πάντα μικρότερου του ενός έτους. Η σταθερή επαναληψιμότητα της την κάνει ιδιαίτερα εύκολα παρατηρήσιμη και προβλέψιμη και κατά συνέπεια μπορεί εύκολα να προσδιοριστεί η επίδραση της στην χρονοσειρά.
- Η τυχειότητα (Randomness, R) αντικατοπτρίζει τις μη συνηθισμένες διακυμάνσεις της

χρονοσειράς εάν από αυτή απομονωθούν τα χαρακτηριστικά της τάσης, της κυκλικότητας και της εποχικότητας. Μπορεί να οφείλεται σε τυχαία ή ειδικά γεγονότα (όπως για παράδειγμα η παγκόσμια πανδημία που εξελίσσεται αυτήν την περίοδο) και να έχει μόνιμα ή παροδικά χαρακτηριστικά. Στα Σχήματα 2.1 και 2.2 παρουσιάζονται οι γραφικές αναπαραστάσεις των προαναφερθέντων χαρακτηριστικών μίας χρονοσειράς.



Σχήμα 2.1: Αναπαράσταση τάσης και κυκλικότητας χρονοσειράς

Οι παραπάνω συνιστώσες που χαρακτηρίζουν τις χρονοσειρές χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό στην διαδικασία προβλέψεων. Όπως θα αναλυθεί και στην συνέχεια μεθοδολογίες πρόβλεψης όπως η αποσύνθεση, απομονώνοντας από τις χρονοσειρές τα συγκεκριμένα ποιοτικά χαρακτηριστικά μπορούν να φτάσουν σε αξιόπιστα αποτελέσματα πρόγνωσης φορτίων.



Σχήμα 2.2: Αναπαράσταση εποχικότητας και τυχαιότητας χρονοσειράς

2.3 Γενική Εισαγωγή στην Πρόβλεψη Φορτίου

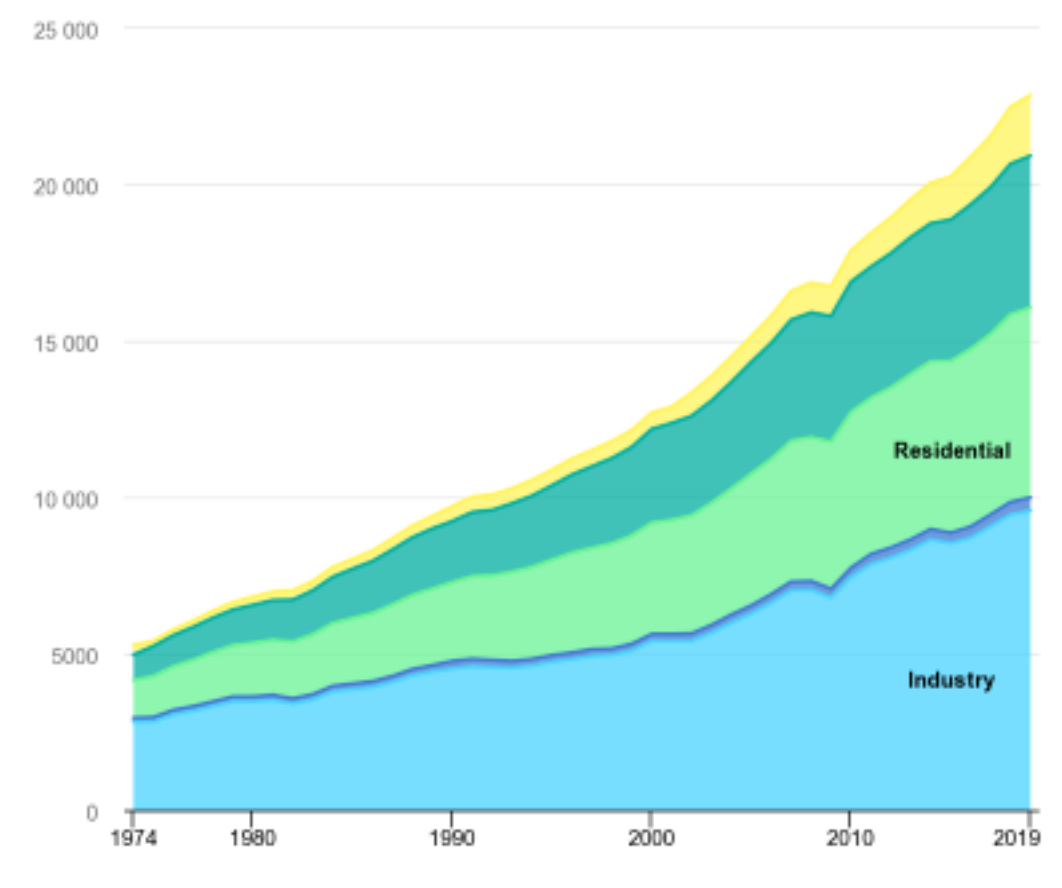
Η πρόβλεψη φορτίου υφίσταται και χρησιμοποιείται σαν εργαλείο στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της επιστημονικής κοινότητας και των παραγωγών ενέργειας για παραπάνω από έναν αιώνα πλέον [4]. Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή του Κεφαλαίου 1 η πρόβλεψη φορτίου είναι πολύ σημαντική για την ορθή λειτουργία των ΣΗΕ. Η μεγάλη ανάγκη της πρόβλεψης οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στην αδυναμία των ΣΗΕ να αποθηκεύσουν πλεονάσματα ενέργειας με αποτέλεσμα αυτά να μεταφράζονται σε απώλειες καθ' όλη την διάρκεια λειτουργίας τους. Στόχος της πρόβλεψης είναι ο βέλτιστος σχεδιασμός του προγράμματος λειτουργίας και διαχείρισης του συστήματος ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι μελλοντικές ενεργειακές απώλειες [5]. Αυτό επιτυγχάνεται κυρίως με την σειρά ένταξης και αφαίρεσης των μονάδων παραγωγής στο δίκτυο και τον υπολογισμό της ισχύος που θα παράγουν. Επιπροσθέτως η πρόβλεψη φορτίου έχει την δυνατότητα να προετοιμάζει τους χειριστές των ΣΗΕ για αλλαγές στην λειτουργία των σταθμών προειδοποιώντας τους για τυχόν ακραίες διακυμάνσεις της ζήτησης που μπορούν να οδηγήσουν σε ασταθείς καταστάσεις. Ακόμη η πρόβλεψη φορτίου συμβάλει στον προγραμματισμό έγκαιρης συντήρησης του εξοπλισμού και την αποφυγή βλαβών. Ο κατάλληλος σχεδιασμός της λειτουργίας των ΣΗΕ όχι μόνο εξασφαλίζει την οικονομία ενέργειάς τους αλλά έχει μεγάλο αντίκτυπο και στον οικονομικό προγραμματισμό τους και το κόστος λειτουργίας τους επηρεάζοντας τελικώς την τιμολόγηση της ηλεκτρικής ενέργειας και τους ίδιους τους καταναλωτές. Επιπλέον των παρα-

πάνω οι προβλέψεις φορτίου συμβάλουν στην καλύτερη μελλοντική σχεδίαση και ανάπτυξη του δικτύου μεταφοράς. Ο σχεδιασμός του δικτύου μεταφοράς είναι κομβικός για την αποδοτικότερη λειτουργία του ΣΗΕ καθώς το μέγεθος του δικτύου, οι γεωγραφικές συνθήκες και η εισαγωγή των ΑΠΕ σε αυτό συμβάλουν στην αστάθειά του [6].

Η διαδικασία πρόβλεψης ηλεκτρικού φορτίου όπως θα εξετάσουμε και παρακάτω έχει προσεγγιστεί από πολλές διαφορετικές σκοπίες και τεχνικές που μπορεί να διαφέρουν σε μεγάλο βαθμό μεταξύ τους βάσει των μοντέλων και αλγορίθμων που χρησιμοποιούν. Παρ' όλα αυτά το βασικό εργαλείο για τις μεθόδους πρόβλεψης φορτίου δεν είναι άλλο από τα ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας. Ο τρόπος με τον οποίο τα δεδομένα αυτά επιλέγονται, αναλύονται και τελικώς χρησιμοποιούνται από την κάθε μεθοδολογία ώστε αυτή να φτάσει στο επιθυμητό αποτέλεσμα είναι συνήθως η ειδοποιός διαφορά ανάμεσα στις διαφορετικές προσεγγίσεις. Καθώς η πολυπλοκότητα των ηλεκτρικών δικτύων συνεχώς αυξάνεται η πρόβλεψη φορτίου γίνεται όλο και πιο δύσκολη διαδικασία, δημιουργώντας έτσι μία συνεχής ανάγκη για βελτιστοποίηση των μεθόδων πρόβλεψης και ανάπτυξη νέων αλγορίθμων [7].

2.4 Παράγοντες Επιρροής της Ζήτησης Φορτίου

Η συνεχώς ανοδική τάση της ανάγκης για ηλεκτρική ενέργεια που παρατηρείται διεθνώς σε συνδυασμό με τις προσπάθειες των χωρών να απομακρυνθούν από τα ορυκτά καύσιμα ως κύρια πηγή ενέργειας έχουν προσφάτως δημιουργήσει ένα αβέβαιο περιβάλλον στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας [8]. Οι ανάγκες των καταναλωτών για ηλεκτρική ενέργεια συνεχώς αυξάνονται καθώς οι τεχνολογικές εξελίξεις 'εισβάλλουν' στην καθημερινότητα τους όμως έχει γίνει αντιληπτό πλέον πως οι ενεργειακοί πόροι του πλανήτη είναι πεπερασμένοι. Επίσης τα τελευταία χρόνια φαινόμενα όπως η αστικοποίηση και η εκβιομηχάνιση έχουν κι αυτά με την σειρά τους ενισχύσει σημαντικά την ενεργειακή ζήτηση [9]. Στο Σχήμα 2.3 παρουσιάζεται η παγκόσμια ανοδική τάση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας [10].



Σχήμα 2.3: Παγκόσμια κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας από 1974 έως 2019

Οι μονάδες παραγωγής ενέργειας καλούνται να εξυπηρετήσουν καταναλωτές διαφορετικών μεγεθών όπως μεσαίου ή μεγάλου μεγέθους βιομηχανικές μονάδες, αλλά και το σύνολο του πληθυσμού μίας συγκεκριμένης γεωγραφικής περιοχής οι ανάγκες των οποίων καθορίζονται από πλήθος μεταβλητών. Συνήθως η ζήτηση των μεγάλων καταναλωτών κυμαίνεται σε σταθερά επίπεδα ανάλογα με την εποχή και επηρεάζεται μόνο από τυχαία γεγονότα όπως π.χ. κάποια βλάβη στον εξοπλισμό. Ο προσδιορισμός των παραμέτρων που συμβάλουν στην ζήτηση των χαμηλών καταναλωτών είναι πιο πολύπλοκη διαδικασία. Τελικώς οι παράγοντες ζήτησης διακρίνονται στις παρακάτω κατηγορίες:

- Οικονομικοί
- Εποχιακοί
- Μετεωρολογικοί
- Τυχαίοι

Οι **οικονομικοί** παράγοντες αναφέρονται στην οικονομική κατάσταση μιας περιοχής η οποία συμπεριλαμβάνει τους θετικούς ή αρνητικούς ρυθμούς ανάπτυξης των βιομηχανιών, την ανάπτυξη σύγχρονων τεχνολογιών καθώς και την οικονομική δυνατότητα και το βιοτικό επίπεδο των πολιτών. Οι οικονομικοί παράγοντες επιδρούν στην ζήτηση φορτίου σε μακρά χρονικά διαστήματα και επηρεάζουν την μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη του[2].

Εποχιακοί παράγοντες ονομάζονται αυτοί που επηρεάζουν την ζήτηση του φορτίου σύμφωνα με την εποχή, την ημέρα της εβδομάδας και τις ειδικές ημέρες (αργίες, εθνικές και θρησκευτικές εορτές). Συνήθως σε αυτούς τους παράγοντες σε απότομες μεταβολές της ζήτησης.

Οι **μετεωρολογικοί** παράγοντες είναι αυτοί που ασκούν την μεγαλύτερη επιρροή στην βραχυπρόθεσμη ζήτηση φορτίου. Αυτό οφείλεται κυρίως στις ηλεκτρικές συσκευές θέρμανσης και ψύξης όπως τα κλιματιστικά, η χρήση των οποίων συνδέεται άμεσα με τις καιρικές συνθήκες που επικρατούν σε μία περιοχή. Ο σημαντικότερος μετεωρολογικός παράγοντας είναι η θερμοκρασία.

Τέλος οι **τυχαίοι** παράγοντες συμπεριλαμβάνουν τα γεγονότα που επηρεάζουν την ζήτηση φορτίου χωρίς να ανήκουν σε κάποια από τις παραπάνω κατηγορίες, όπως είναι οι απεργίες και οι εκλογικές διαδικασίες. Η πρόβλεψη της επιρροής των τυχαίων παραγόντων στην ζήτηση του ηλεκτρικού φορτίου συνήθως είναι μεγάλου βαθμού δυσκολίας.

2.5 Κατηγορίες και Μοντέλα Πρόβλεψης

2.5.1 Βασικές Κατηγορίες Πρόβλεψης

Η επιστημονική διαδικασία της πρόβλεψης εφαρμόζεται σε πολλά διαφορετικά πεδία και με γνώμονα τον στόχο της πρόβλεψης, τον τρόπο που αυτή εκτελείται και τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται μπορεί να διακριθεί σε **στατιστική, κριτική και πρόβλεψη στόχου**. Η στατιστική πρόβλεψη αναφέρεται στην συστηματική διαδικασία παραγωγής προβλέψεων μέσω μαθηματικών μοντέλων, αλγορίθμων και εξειδικευμένων λογισμικών σχεδιασμένων για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων καταστάσεων. Η κριτική πρόβλεψη αναφέρεται στις προβλέψεις μέσω εμπειρογνομόνων, ειδικών και γενικότερα στον ανθρώπινο παράγοντα που έχει την γνώση να αντιμετωπίσει προβλήματα συγκεκριμένης φύσης. Η κριτική και η στατιστική πρόβλεψη συνήθως συνδιάζονται για να παράξουν καλύτερα αποτελέσματα. Τέλος σαν πρόβλεψη στόχου ορίζεται το επιθυμητό αποτέλεσμα στο οποίο επιδιώκει κάποιος να

φτάσει με την μελέτη και παραμετροποίηση τωρινών δεδομένων [11].

2.5.2 Κατηγορίες Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου

Οι μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας καλούνται να καλύπτουν τις ανάγκες των καταναλωτών κάθε χρονική στιγμή στο άμεσο και απώτερο μέλλον και για να επιτευχθεί αυτό είναι απαραίτητες οι προβλέψεις με διαφορετικά χρονικά όρια [12]. Με βάση τον χρονικό ορίζοντα της η πρόβλεψη φορτίου διακρίνεται σε τέσσερις ειδικές κατηγορίες ως εξής :

- Πολύ βραχυπρόθεσμη (very short term) για τα επόμενα 30 έως 60 λεπτά
- Βραχυπρόθεσμη (short term) για την επόμενη ώρα έως 7 ημέρες
- Μεσοπρόθεσμη (medium term) για τον επόμενο μήνα έως 3 έτη
- Μακροπρόθεσμη (long term) για τον επόμενο χρόνο έως και 20 έτη

Η **πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη** εξυπηρετεί τον έλεγχο σχέσης συχνότητας-φορτίου ώστε να διασφαλίζεται η ασφάλεια του δικτύου. Επιπλέον η πρόβλεψη αυτή χρησιμοποιείται στην διαδικασία λειτουργίας των γεννητριών του συστήματος.

Η **βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη** με χρονικό ορίζοντα μίας ώρας έως επτά ημερών είναι το κύριο εργαλείο προγραμματισμού της ενεργειακής διαχείρισης του δικτύου. Διαμορφώνει την σειρά ένταξης των μονάδων παραγωγής στο σύστημα ώστε να αποφευχθούν τυχόν υπερφορτώσεις και εξυπηρετεί την διαρκή παροχή ενέργειας του συστήματος προς τους καταναλωτές εξασφαλίζοντας παράλληλα την οικονομία του δικτύου. Επιπλέον συνεισφέρει στην τιμολόγηση της ενέργειας στην αγορά[13]. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου είναι και αυτή που θα μελετηθεί στην παρούσα εργασία

Η **μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη** συμβάλει κυρίως στον προγραμματισμό συντήρησης των μονάδων παραγωγής καθώς και στον γενικότερο οικονομικό προγραμματισμό των συστημάτων ενέργειας (προμήθεια καυσίμων, αξιολόγηση επάρκειας, διαπραγμάτευση συμβάσεων).

Η **μακροπρόθεσμη πρόβλεψη** χρησιμοποιείται για τον σχεδιασμό συντήρησης των ΣΗΕ καθώς και για τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη νέων εγκαταστάσεων και μονάδων παραγωγής μέσω στοχευμένων μακροχρόνιων επενδύσεων.

2.5.3 Μοντέλα Χρονοσειρών

Ανάλογα με τον τρόπο που επιχειρούν να εξετάσουν τα μεγέθη και να προβλέψουν τις μελλοντικές τους τιμές μπορεί να γίνει ένας διαχωρισμός δύο κατηγοριών μοντέλων πρόβλεψης ως εξής [14] :

- **Μοντέλα Χρονοσειρών** : Τα μοντέλα χρονοσειρών μελετούν αποκλειστικά την αριθμητική εξέλιξη των μεγεθών χωρίς να δίνουν βαρύτητα στο τι ακριβώς εκφράζουν αυτά.
- **Αιτιοκρατικά Μοντέλα** : Στα αιτιοκρατικά μοντέλα δίνεται έμφαση στο τι αντιπροσωπεύει μία χρονοσειρά και κατ'επέκταση στα πιθανά αίτια που οδηγούν την χρονοσειρά σε συγκεκριμένες μεταβολές.

Όπως θα εξεταστεί στην επόμενη ενότητα στα μοντέλα χρονοσειρών περιλαμβάνονται οι μέθοδοι αποσύνθεσης, εξαμόλυνσης και οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου. Τα αιτιοκρατικά μοντέλα συμπεριλαμβάνουν τις μεθόδους παλινδρόμησης καθώς και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

2.6 Μέθοδοι Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Ζήτησης Φορτίου

Παρακάτω θα αναφερθούν οι διάφορες προσεγγίσεις που έχουν αναπτυχθεί για την εκτίμηση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Στην συγκεκριμένη ενότητα δεν θα γίνει διαχωρισμός μοντέλων χρονοσειρών και αιτιοκρατικών μοντέλων αλλά οι μέθοδοι πρόβλεψης θα χωριστούν σε **κλασικές** (χρησιμοποιούν στατιστικά μαθηματικά μοντέλα) και **τεχνητής νοημοσύνης** (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Ασαφής λογική). Θα γίνει μια συνοπτική περιγραφή των κλασικών μεθόδων και μία εκτενέστερη στις μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης όπως τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η αποτελεσματικότητα κάθε μεθόδου ποικίλει ανάλογα με τις συνθήκες και τα δεδομένα στα οποία εφαρμόζεται. Από την βιβλιογραφία έχει αποδειχθεί πως μεγαλύτερη ακρίβεια επιτυγχάνουν κατά κύριο λόγο μη γραμμικές μέθοδοι νευρωνικών δικτύων και συνδυαστικές μέθοδοι πρόβλεψης (χρησιμοποιούν περισσότερες από μία τεχνικές) [15].

2.6.1 Κλασικές Μέθοδοι

- **Απλοϊκή μέθοδος Naive** : Αποτελεί την απλούστερη κλασική μέθοδο. Στις περισσότερες περιπτώσεις δεν προσφέρει ιδιαίτερα ακριβείς προβλέψεις. Η εξίσωση που περιγράφει την μέθοδο είναι:

$$F_t = Y_{t-1}$$

Όπου

F_t : η πρόβλεψη για την περίοδο t

Y_{t-1} : η πρόβλεψη για την περίοδο t-1

- **Μέθοδος Κινητών Μέσων Όρων** : Η πρόβλεψη προκύπτει από τον μέσο όρο πρόσφατων προηγούμενων παρατηρήσεων της χρονοσειράς για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Η τιμή του μέσου όρου στην μέθοδο αυτή μεταβάλλεται με την είσοδο νέας παρατήρησης της χρονοσειράς. Σημαντική προϋπόθεση για αξιόπιστη πρόβλεψη είναι η επιλογή κατάλληλου χρονικού διαστήματος. Η σχέση που περιγράφει την μέθοδο είναι η παρακάτω :

$$F_t = \frac{D_{t-1} + D_{t-2} + D_{t-3} + \dots + D_{t-n}}{n}$$

Όπου :

$D(t - 1)$ η πραγματική ζήτηση της προηγούμενης περιόδου

$D(t - n)$ η πραγματική ζήτηση πριν n περιόδους

F_t η πρόβλεψη για το χρονικό διάστημα t

- **Μέθοδος Απλής Εκθετικής Εξαμόλυνσης** : Σε αντίθεση με την μέθοδο κινητών μέσων όρων (όλες οι παρατηρήσεις έχουν την ίδια βαρύτητα), η απλή εκθετική εξαμόλυνση δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στην πιο πρόσφατη παρατήρηση της χρονοσειράς η οποία φθίνει εκθετικά για τις παλαιότερες παρατηρήσεις. Η πρόβλεψη σε συνδυασμό με την πραγματική τιμή της τρέχουσας περιόδου εκτιμά την τιμή της μεταβλητής για τις επόμενες περιόδους. Πιο συγκεκριμένα η παρακάτω σχέση περιγράφει την πρόβλεψη

της χρονοσειράς $F(t + 1)$ για το χρονικό διάστημα $t = 0, 1, \dots, n$. Με a συμβολίζεται η σταθερά εξαμόλυνσης με τιμές $[0, 1]$:

$$F(t + 1) = a \cdot Y_t + (1 - a) \cdot F_t$$

- **Μέθοδοι Αποσύνθεσης** : Με εφαρμογή μαθηματικών σχέσεων απομονώνουν τις τέσσερις βασικές συνιστώσες των χρονοσειρών (εποχικότητα S_t , κυκλικότητα C_t , τάση T_t , τυχαιότητα R_t). Αν θεωρήσουμε ότι τα δεδομένα μας είναι συνάρτηση των τεσσάρων παραπάνω συνιστωσών, τότε η μαθηματική διατύπωση της αποσύνθεσης για την παρατήρηση Y_t ναι η ακόλουθη:

$$Y_t = f(S_t, T_t, C_t, R_t)$$

- **Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση** : Στηρίζεται στην υπόθεση ύπαρξης ορισμένης γραμμικής σχέσης μεταξύ της ανεξάρτητης (πρόβλεψης) και της εξαρτημένης μεταβλητής (χρόνου). Η σχέση περιγράφεται απο την εξίσωση :

$$\hat{Y}_i = a + b \cdot X_i$$

Όπου

a : η τεταγμένη του σημείου τομής της ευθείας με τον άξονα των εξαρτημένων μεταβλητών

b : η κλίση της ευθείας

X : η ανεξάρτητη μεταβλητή (χρόνος)

Y : η τιμή πρόβλεψης

- **Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση** : Η συγκεκριμένη μέθοδος στοχεύει στον προσδιορισμό των ποσοτικών σχέσεων μεταξύ των εμπλεκόμενων μεταβλητών. Εφαρμόζεται για την συμπερίληψη περισσότερων απο μία ανεξάρτητων μεταβλητών. Η γενική μορφή της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι :

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X_{1,i} + b_2 \cdot X_{2,i} + \dots + b_k \cdot X_{k,i} + e_i$$

Με Y συμβολίζεται η εξαρτημένη μεταβλητή, με X οι ανεξάρτητες μεταβλητές, με b_i οι συντελεστές (σταθερές παράμετροι) και με e ο τυχαίος παράγοντας που θεωρείται κανονικά κατανεμημένος γύρω από το μηδέν.

- **Οικονομετρική Μέθοδος** : Σ' αυτήν τη μέθοδο περιλαμβάνονται όλες οι ποσοτικές διαδικασίες, οι οποίες βασίζονται σε αιτιοκρατικές σχέσεις. Το κύριο μειονέκτημα της είναι η αδυναμία εφαρμογής της σε περίπτωση έλλειψης δεδομένων, όπως και το υψηλό κόστος εύρεσης τους μέσω διαδικασιών δειγματοληψίας και διαρκών αναλυτικών μετρήσεων.
- **Αυτοπαλινδρομικά Μοντέλα Κινούμενου Μέσου Όρου ARMA (AutoRegressive Moving Average)** : Στοχαστικά μοντέλα που επιδιώκουν να περιγράψουν την εξέλιξη του ηλεκτρικού φορτίου με βάση τον χρόνο[5]. Συχνότερα χρησιμοποιούνται για την προσέγγιση στάσιμων χρονοσειρών φορτίου των οποίων η μέση τιμή, η διακύμανση και η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης διατηρούνται σταθερές σε όλη τη διάρκεια του χρόνου. Τα μοντέλα αυτά ορίζονται από την σχέση :

$$\varphi(B) \cdot y(t) = \theta(B) \cdot a(t)$$

Όπου :

$y(t)$: Το ηλεκτρικό φορτίο

$a(t)$: Ο λευκός θόρυβος

θ : Ο συντελεστής βάρους του θορύβου

φ : Ο συντελεστής βάρους του φορτίου

Στα συγκεκριμένα μοντέλα δεν υπάρχει η δυνατότητα εισαγωγής εξωτερικών μεταβλητών που μπορούν να επηρεάσουν το φορτίο. Το μοντέλο ARMAX (Autoregressive Moving Average with Exogenous Inputs) που αποτελεί μία εξέλιξη του ARMA έχει την δυνατότητα εισαγωγής τέτοιων μεταβλητών όπως είναι η θερμοκρασία [16].

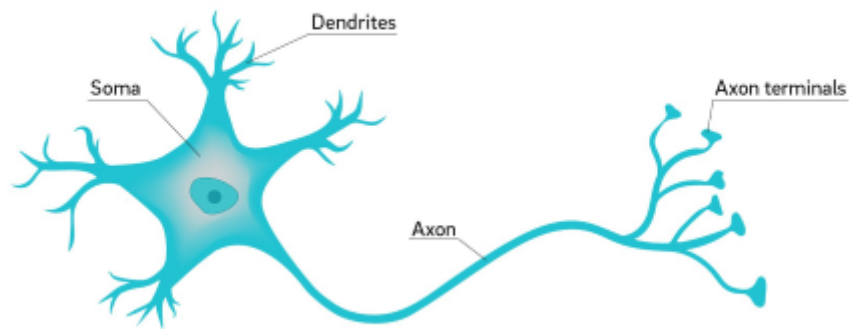
- **Αυτοπαλινδρομικά Μοντέλα Κινητού Μέσου Όρου ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)** : Τα συγκεκριμένα στοχαστικά μοντέλα επιχειρούν να περιγράψουν την εξέλιξη των χρονοσειρών του ηλεκτρικού φορτίου συμπεριλαμβάνον-

τας παράγοντες όπως τις τιμές φορτίου προγενέστερων χρονικών στιγμών, τις καιρικές συνθήκες αλλά και τυχαίους παράγοντες όπως το τυχαίο σφάλμα (σφάλμα πρόβλεψης). Τα μοντέλα ARIMA αποτελούν αξιόπιστο εργαλείο για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου καθώς εξάγουν πιο ακριβή αποτελέσματα συγκριτικά με τις υπόλοιπες κλασικές μεθόδους. Η εφαρμογή τους προϋποθέτει οι χρονοσειρές να πληρούν ορισμένες συνθήκες όπως είναι η διακριτότητα (όλες οι παρατηρήσεις του φορτίου πρέπει να αναφέρονται σε ίσες χρονικές αποστάσεις) και η στασιμότητα (η μέση τιμή, η διακύμανση και η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης της χρονοσειράς είναι σταθερές στον χρόνο).

2.6.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

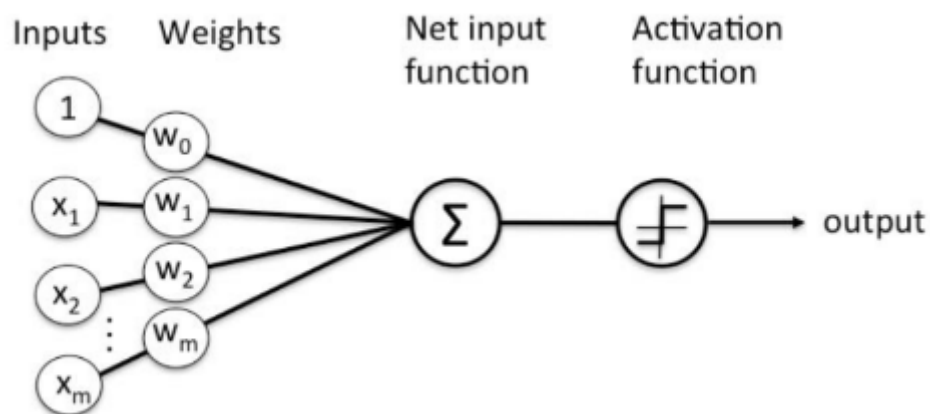
Σε αντίθεση με τις κλασικές μεθόδους που αναφέρθηκαν τα ΤΝΔ δεν στοχεύουν στην εξαγωγή κάποιας μαθηματικής σχέσης μέσα από φυσικούς νόμους, εμπειρικές ή στατιστικές σχέσεις αλλά εκτιμούν το επιθυμητό αποτέλεσμα χρησιμοποιώντας προσεγγιστικές σχέσεις μεταξύ πραγματικών εισόδων και εξόδων. Τα ΤΝΔ προτιμούνται των κλασικών μεθόδων λόγω της έλλειψης αξιόπιστων μαθηματικών μοντέλων. Το μειονέκτημα των ΤΝΔ βρίσκεται στο ότι αδυνατούν να εξηγήσουν τον τρόπο με τον οποίο φτάνουν στα συμπεράσματα τους διότι δεν υπάρχουν συγκεκριμένοι κανόνες στην διαμόρφωση της λειτουργία τους [2]. Τα ΤΝΔ έχουν εμπνευστεί από τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και φτάνουν στην επιθυμητή γνώση μέσω μίας διαδικασίας εκπαίδευσης - μάθησης. Χτίζουν δηλαδή την δομή τους με τέτοιο τρόπο ώστε να αναγνωρίζουν πρότυπα όμοια με αυτά που έχουν ήδη εκπαιδευτεί. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει την δυνατότητα να κατασκευάζει διαρκώς νέες συνάψεις και να μετατρέπει τον τρόπο επικοινωνίας μεταξύ των νευρώνων του (Σχήμα 2.4) με την πάροδο του χρόνου. Η προσομοίωση της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου που επιχειρούν να δημιουργήσουν τα ΤΝΔ διαφέρει κατά πολύ της λογικής των συμβατικών υπολογιστών λόγω του μη γραμμικού, παράλληλου και πολυσύνθετου χαρακτήρα του [17].

Neuron



Σχήμα 2.4: Βιολογικός Νευρώνας

Η δομή των ΤΝΔ αποτελείται από πολλούς κόμβους διασυνδεδεμένους μεταξύ τους που ονομάζονται νευρώνες (Σχήμα 2.5). Οι νευρώνες οργανώνονται σε τρία διαφορετικά στρώματα αυτά της εισόδου, της εξόδου και του κρυφού επιπέδου. Τα δεδομένα εισάγονται σε μορφή σημάτων στο επίπεδο της εισόδου και τα αποτελέσματα εξάγονται σε αυτό της εξόδου. Κάθε σύνδεση μεταξύ νευρώνων χαρακτηρίζεται από ένα μεταβλητό βάρος το οποίο δηλώνει την επίδραση μεταξύ των δύο μονάδων του δικτύου.



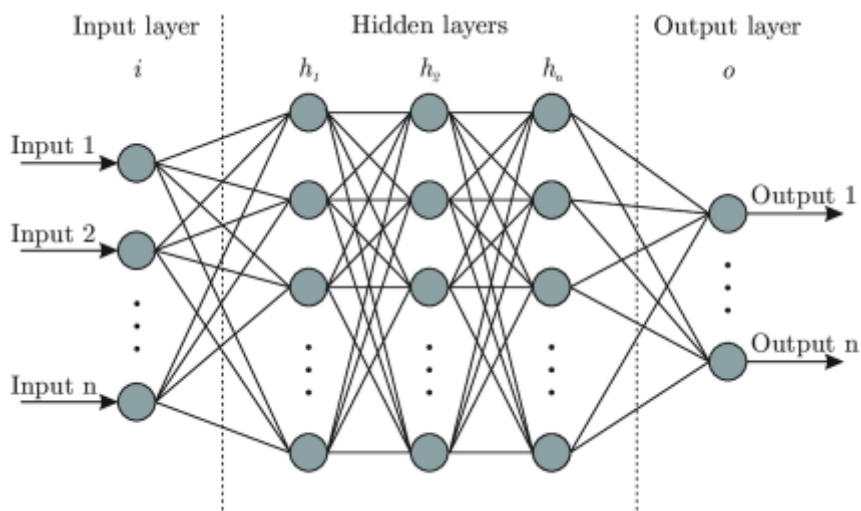
Σχήμα 2.5: Τεχνητός Νευρώνας

Κάθε σήμα εισόδου όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.5 λαμβάνει ένα αντίστοιχο βάρος και στην συνέχεια τα δεδομένα περνούν από τον αθροιστή. Στην συνέχεια το άθροισμα περνά από την συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία είναι το τελικό στάδιο επεξεργασίας του σήματος στον νευρώνα και το στάδιο στο οποίο αποφασίζεται ουσιαστικά εάν το σήμα θα περάσει

στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. Υπάρχουν διαφορετικά είδη συναρτήσεων ενεργοποίησης όπως η σιγμοειδής και η υπερβολική εφαπτομένη. Παρακάτω η μαθηματική σχέση που περιγράφει την λειτουργία του τεχνητού νευρώνα [18] :

$$output = f\left(\sum_{i=0}^m x_i w_i + b\right)$$

Η πιο απλή μορφή ΤΝΔ το *δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης* αποτελείται μόνο από τα επίπεδα εισόδου και εξόδου. Στην προκειμένη περίπτωση η πληροφορία περνάει από τους νευρώνες της εισόδου στην έξοδο χωρίς περαιτέρω επεξεργασία. Τα ΤΝΔ που περιλαμβάνουν κρυφά επίπεδα ονομάζονται *πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα* Σχήμα 2.6. Η δομή ενός ΤΝΔ μπορεί επίσης να περιέχει έναν ή περισσότερους βρόγχους ανατροφοδότησης (*αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα*). Στην περίπτωση αυτή ο βρόγχος ανατροφοδότησης έχει την δυνατότητα ανακύκλωσης της πληροφορίας στους νευρώνες εισόδου με σκοπό την επαναπροσδιόριση των τελικών τιμών εξόδου.



Σχήμα 2.6: Πολυεπίπεδο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται από ορισμένες ιδιότητες οι οποίες τα καθιστούν ιδιαίτερα ικανά στην πρόβλεψη φορτίου. Αρχικά μπορούν να προσεγγίσουν μη γραμμικά προβλήματα ανάλογα με την δομή των νευρώνων τους (γραμμικοί ή μη γραμμικοί). Χαρακτηρίζονται επίσης από προσαρμοστικότητα, οπότε μπορούν να αντιμετωπίζουν επιτυχώς αλλαγές των μεταβλητών. Επιπροσθέτως τα ΤΝΔ διαθέτουν ανοχή στα σφάλματα συνεχίζοντας την λειτουργία τους σε περίπτωση καταστροφής ενός μέρους του δικτύου τους ενώ ο παράλληλος τρόπος

διεξαγωγής των διεργασιών τους συνεισφέρει στην ταχύτητα εκτέλεσης τους.

Οι δύο βασικές λειτουργίες των ΤΝΔ είναι η *εκπαίδευση* και η *πρόβλεψη* [17]. Στην λειτουργία της εκπαίδευσης ένα σύνολο μάθησης αποτελούμενο από εισόδους και τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους επιτρέπει στο δίκτυο να υπολογίσει τα βάρη του. Στόχος της διαδικασίας είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης. Στην λειτουργία της πρόβλεψης, η οποία ακολουθεί αυτή της εκπαίδευσης, δίνονται μόνο σήματα εισόδου και πραγματοποιείται η επεξεργασία της πληροφορίας μέσω των νευρώνων και ο τελικός υπολογισμός των διανυσμάτων εξόδου.

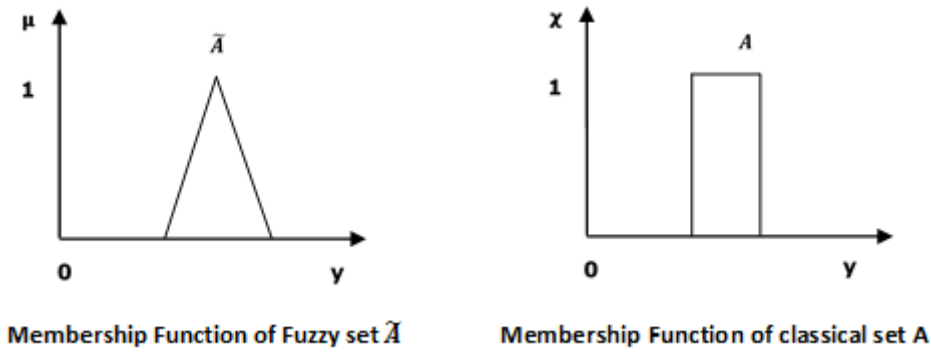
2.6.3 Ασαφής Λογική

Η γενική ιδέα της ασαφούς λογικής (fuzzy logic) προέρχεται από την παρατήρηση του ανθρώπινου τρόπου σκέψης ο οποίος δεν απαρτίζεται από ακριβή σύμβολα και μαθηματικές σχέσεις αλλά από ασαφείς όρους. Οι όροι αυτοί δεν έχουν την δυνατότητα να προσδιορίσουν σαφώς καθορισμένα σύνολα όμως μπορούν να διαχωρίσουν κατηγορίες στις οποίες η μετάβαση γίνεται μέσω καταστάσεων που χαρακτηρίζονται από βαθμούς συσχέτισης με τις κατηγορίες αυτές [16].

Η θεωρία των ασαφών συνόλων αποσκοπεί στο να προσδιορίσει σε τι βαθμό ένα αντικείμενο ικανοποιεί μία αόριστη περιγραφή. Η υποκειμενικότητα του βαθμού αυτού οφείλεται στην διαφορετική αντίληψη που μπορεί ο καθένας να έχει για τον λεκτικό προσδιορισμό κάποιου ποσοτικού μεγέθους. Σε αντίθεση με την κλασική λογική όπου ένα στοιχείο μπορεί να είναι είτε αληθές είτε ψευδές δηλαδή να ανήκει ή όχι σε ένα κλασικό λογικό σύνολο, στα ασαφή σύνολα ένα στοιχείο μπορεί να ανήκει σε ένα σύνολο μέχρι κάποιο βαθμό (Σχήμα 2.7). Με τον τρόπο αυτό ενώ στην κλασική λογική μία πρόταση μπορεί να χαρακτηριστεί είτε αληθής είτε ψευδής, στην ασαφή λογική μπορεί να χαρακτηριστεί αληθής έως κάποιο βαθμό [19]. Ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου στο σύνολο ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής $f(x)$ και ισχύει ότι :

- $f(x) = 0$: Το στοιχείο δεν ανήκει στο σύνολο.
- $f(x) = 1$: Το στοιχείο ανήκει σίγουρα στο σύνολο.
- Όλες οι υπόλοιπες ενδιάμεσες τιμές χαρακτηρίζουν τον βαθμό συμμετοχής του στοιχείου στο σύνολο.

Η μη γραμμική προσέγγιση των προβλημάτων επιτρέπει στην ασαφή λογική να βρίσκει εφαρμογή σε διάφορα πεδία όπως και στην πρόβλεψη ζήτησης φορτίου. Πολλές φορές η ασαφής λογική συνδιάζεται με τα ΤΝΔ σε μεθοδολογίες υβριδικής μορφής πρόβλεψης φορτίου.



Σχήμα 2.7: Γραφική αναπαράσταση συνόλων ασαφούς λογικής (αριστερά) και κλασικής λογικής (δεξιά)

2.7 Αξιολόγηση Ακρίβειας Προβλέψεων

Υπάρχουν διάφοροι δείκτες ακρίβειας οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση προβλέψεων. Αρχικά ως σφάλμα πρόβλεψης e_i ορίζουμε την διαφορά της προβλεπόμενης τιμής F_i από την πραγματική τιμή A_i ενός μεγέθους για την χρονική στιγμή i .

$$e_i = A_i - F_i$$

Στην συνέχεια παρουσιάζονται οι διαφορετικοί δείκτες σφάλματος πρόβλεψης [20].

- **Μέσο Σφάλμα (Mean Error)** : Εκφράζει την συστηματικότητα του σφάλματος. Όσο η τιμή του πλησιάζει το μηδέν τα σφάλματα χαρακτηρίζονται περισσότερο από τον παράγοντα της τυχαιότητας. Όσο η τιμή του απομακρύνεται από το μηδέν αυξάνεται η τάση απαισιοδοξίας των προβλέψεων για θετικές τιμές του σφάλματος και αισιοδοξία για τις αρνητικές.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (A_i - F_i)$$

- **Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)** : Το μέσο απόλυτο σφάλμα εκφράζει την ακρίβεια της πρόβλεψης χωρίς να χαρακτηρίζει την κατεύθυνση της (δεν λαμβάνει αρνητικές τιμές).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - F_i|$$

- **Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)** : Χρησιμοποιείται ως μέτρο σύγκρισης μοντέλων πρόβλεψης και για τον υπολογισμό των βέλτιστων παραμέτρων των μεθόδων εξαμόλυνσης. Υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση :

$$MSE = \sum_{i=1}^n (A_i - F_i)^2$$

- **Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)** : Η ρίζα του MSE είναι το σφάλμα στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς και έχει τις ίδιες ιδιότητες με το MSE.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - F_i)^2}$$

- **Κανονικοποίηση Ρίζας του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Normalized Root Mean Squared Error)** : Το σφάλμα αυτό προσαρμόζει το RMSE στο εύρος τιμών του παρατηρήσιμου μεγέθους.

$$NRMSE = \frac{RMSE}{F_{(max)} - F_{(min)}}$$

- **Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)** : Είναι ο δείκτης που χρησιμοποιείται περισσότερο για την αξιολόγηση μεθόδων πρόβλεψης

και ο δείκτης που θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση των μεθόδων που θα αναπτυχθούν στο Κεφάλαιο 3 της παρούσας εργασίας. Δεν λαμβάνει αρνητικές τιμές και προτιμάται εξαιτίας της απλότητας του σε περιπτώσεις χρονοσειρών με μεγάλες θετικές τιμές δεδομένων. Το μειονέκτημα του συγκεκριμένου δείκτη είναι ότι δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε χρονοσειρές που παρουσιάζουν ασυνέχεια.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|A_i - F_i|}{A_i} \cdot 100\%$$

- **Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)** : Όπως και το MAPE χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των τεχνικών πρόβλεψης όμως έχει το πλεονέκτημα πως μπορεί να εφαρμοστεί και σε χρονοσειρές διακοπτόμενης ζήτησης. Το μειονέκτημα του έγκειται στην ασυμμετρία που παρουσιάζει μεταξύ αισιόδοξων και απαισιόδοξων προβλέψεων.

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|A_i - F_i|}{\frac{A_i + F_i}{2}} \cdot 100\%$$

- **Διάμεσος του Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος (Median Absolute Percentage Error)** : Χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό και συνήθως προτιμάται από το MAPE διότι έχει μεγαλύτερη ανοχή σε ανωμαλίες των τιμών της χρονοσειράς. Δίνεται από την παρακάτω σχέση :

$$MdAPE = median \left(\sum_{i=1}^n \frac{|A_i - F_i|}{A_i} \cdot 100\% \right)$$

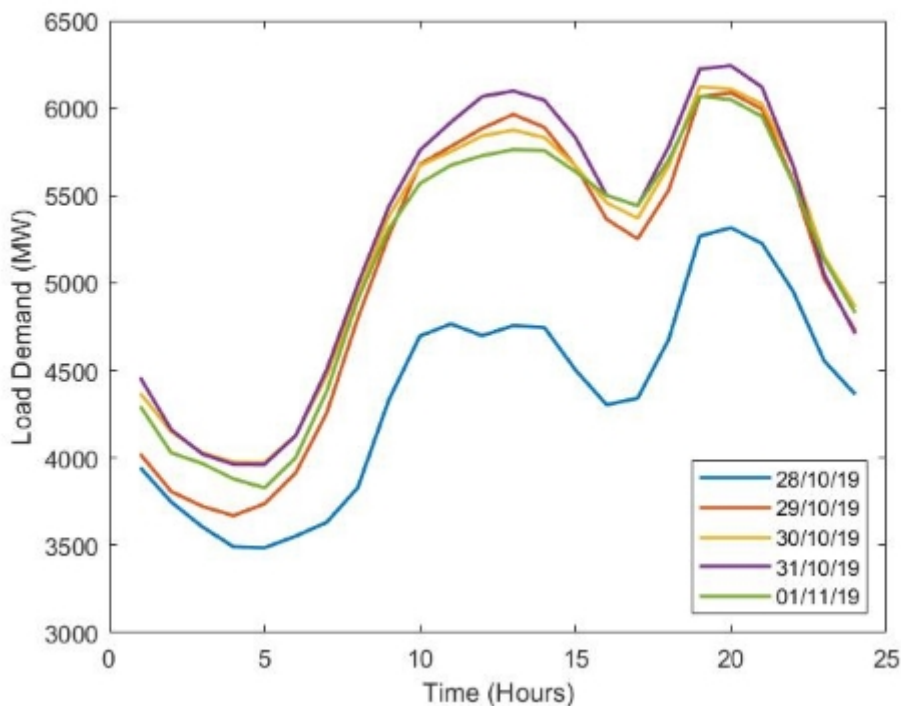
- **Διάμεσος του Συμμετρικού Απόλυτου Ποσοστιαίου Σφάλματος (Symmetric Median Absolute Percentage Error)** : Χρησιμοποιείται γιατί έχει την δυνατότητα να ελαττώνει προβλήματα που δημιουργούν πολύ μικρές τιμές της χρονοσειράς. Όπως και το sMAPE δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στα θετικά σφάλματα.

$$sMdAPE = median \left(\sum_{i=1}^n \frac{|A_i - F_i|}{\frac{A_i + F_i}{2}} \cdot 100\% \right)$$

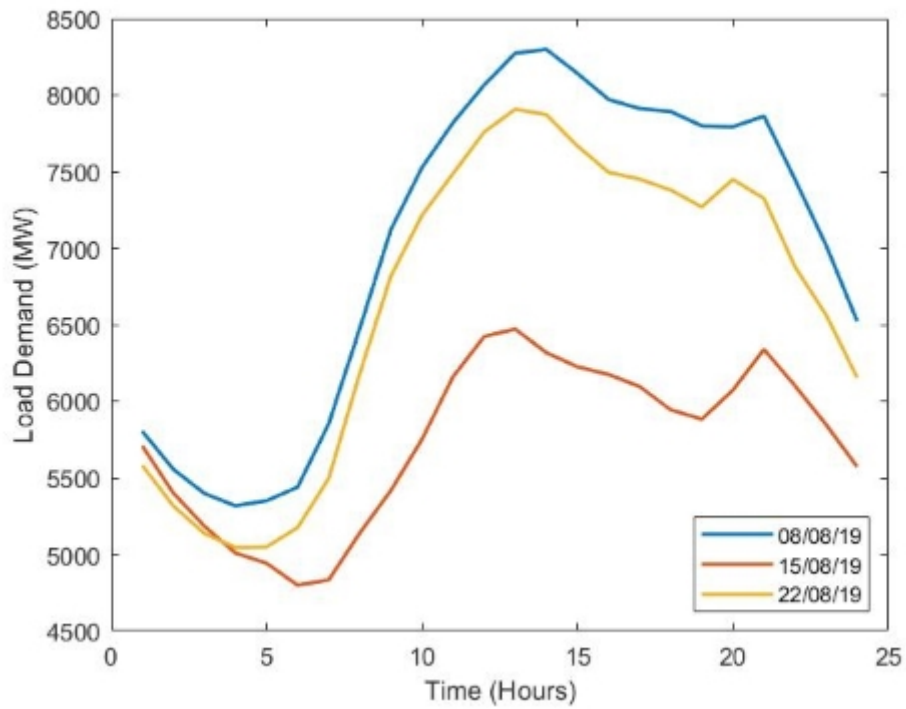
2.8 Ζήτηση Φορτίου Αργιών

Οι αργίες ή αλλιώς ειδικές ημέρες έχοντας δικά τους μοναδικά χαρακτηριστικά παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές στην ζήτηση φορτίου συγκριτικά με το σύνολο των υπόλοιπων ημερών του χρόνου. Ενώ το πρόβλημα της πρόβλεψης ζήτησης φορτίου έχει προσεγγιστεί σε βάθος με διάφορες τεχνικές δεν έχει δοθεί μεγάλη έμφαση στην πρόβλεψη φορτίου ειδικά για αυτές τις ημέρες. Όπως έχει αναφερθεί η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη είναι ένα εργαλείο μείζονος σημασίας για την ασφαλή και οικονομική λειτουργία των ΣΗΕ. Σε πολλές περιπτώσεις η επίδραση των ειδικών ημερών στην ζήτηση φορτίου δημιουργεί προκλήσεις οι οποίες συχνά είναι δύσκολο να αντιμετωπιστούν όπως η επιρροή που ασκούν στην ζήτηση φορτίου των γειτονικών τους ημερών [3]. Οι τεχνικές πρόβλεψης που έχουν αναπτυχθεί έχουν αποδειχτεί πως λειτουργούν αρκετά ικανοποιητικά για την πλειονότητα των ημερών του χρόνου δίνοντας έμφαση στους κύριους παράγοντες που επιδρούν στην ζήτηση φορτίου όπως η θερμοκρασία. Ωστόσο οι ίδιες παραδοσιακές μεθοδολογίες αδυνατούν να προσεγγίσουν την ζήτηση για τις ειδικές ημέρες με την ίδια ακρίβεια [21]. Αυτό οφείλεται στα ειδικά χαρακτηριστικά αυτών των ημερών τα οποία υπόκεινται στις συνήθειες, τις θρησκευτικές παραδόσεις και τον τρόπο ζωής των καταναλωτών αλλά και στην λειτουργία των καταστημάτων, βιομηχανιών κ.λπ. . Τα παραπάνω σε συνδυασμό με τις καιρικές συνθήκες, την ημέρα της εβδομάδας που αντιστοιχεί η αργία π.χ.(καθημερινή ή Σάββατο / Κυριακή) και τους υπόλοιπους παράγοντες που τυπικά επηρεάζουν την ζήτηση καθιστά την πρόβλεψη για τις ειδικές ημέρες ακόμα πιο σύνθετη. Στο Σχήμα 2.8 παρουσιάζεται η ωριαία ζήτηση φορτίου στο Ελληνικό δίκτυο για τις ημέρες Δευτέρα 28 Οκτωβρίου 2019 έως Παρασκευή 01 Νοεμβρίου 2019, οι οποίες αποτελούν τις καθημερινές της τελευταίας εβδομάδας του Οκτωβρίου για το 2019. Στην προκειμένη περίπτωση η 28η Οκτωβρίου είναι η ειδική ημέρα ενώ οι υπόλοιπες ημέρες εργάσιμες. Γίνεται αντιληπτή η μεγάλη απόκλιση της ζήτησης φορτίου για την αργία της 28ης Οκτωβρίου συγκριτικά με την ζήτηση των επερχόμενων ημερών της εβδομάδας. Στο Σχήμα 2.9 παρουσιάζεται η ζήτηση φορτίου για την αργία της 15/08/19 (κοίμηση της Θεοτόκου) ημέρα Πέμπτη καθώς και για τις 08/08/19 και 22/08/19 δηλαδή τις Πέμπτες που προηγούνται και έπονται της αργίας αντίστοιχα. Στο Σχήμα 2.10 παρουσιάζεται η ζή-

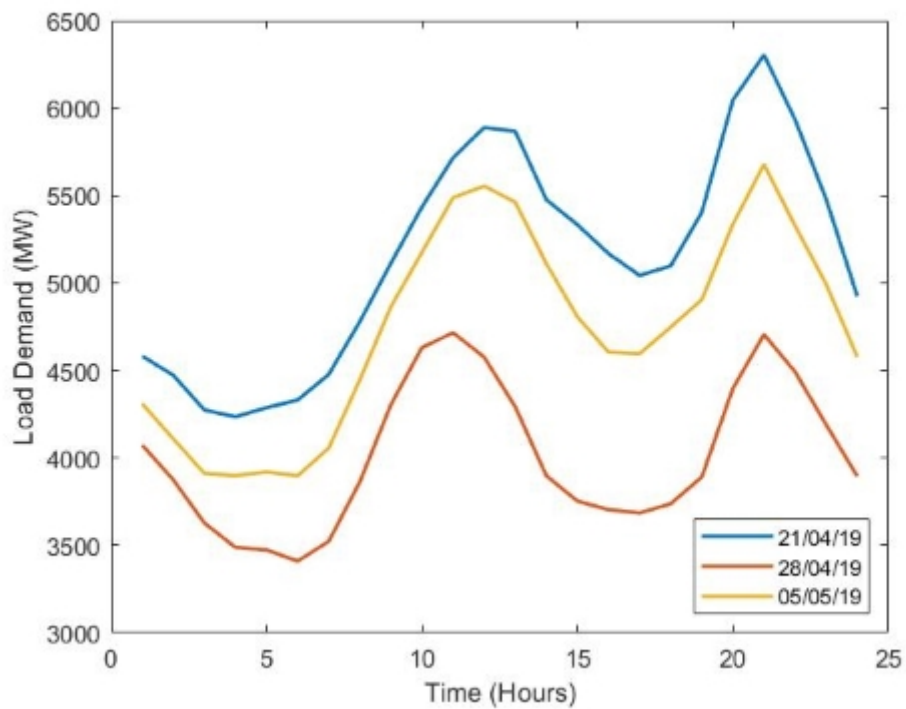
τηση φορτίου για την αργία της 28/04/19 (Κυριακή του Πάσχα) ημέρα Κυριακή καθώς και για τις 21/04/19 και 05/05/19 δηλαδή τις Κυριακές που προηγούνται και έπονται της αργίας αντίστοιχα. Από τα Σχήματα 2.9 και 2.10 διακρίνεται η ομοιότητα στην ζήτηση φορτίου μεταξύ των ίδιων ημερών διαδοχικών εβδομάδων και η έντονη μεταβολή σε περίπτωση αργίας (15/08/19 και 26/04/19 αντίστοιχα). Στο Σχήμα 2.11 παρουσιάζονται τα φορτία ζήτησης για όλες τις Δευτέρες του μήνα Οκτωβρίου του έτους 2019 συμπεριλαμβανομένης της αργίας της 28ης Οκτωβρίου.



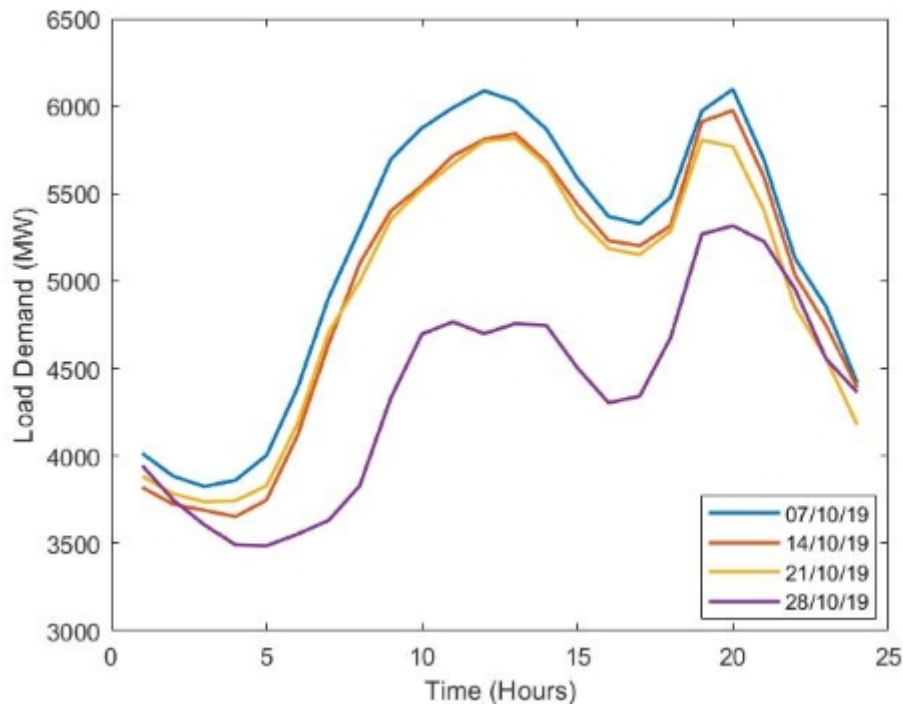
Σχήμα 2.8: Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 28/10/19 έως 01/11/19



Σχήμα 2.9: Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 08/08/19, 15/08/19 και 22/08/19



Σχήμα 2.10: Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 21/04/19, 28/04/19 και 05/05/19



Σχήμα 2.11: Ωριαία ζήτηση φορτίου για τις ημέρες : 07/10/19, 14/10/19, 21/10/19 και 28/10/19

2.9 Μέθοδοι Πρόβλεψης Φορτίου Αργιών

Όπως προαναφέρθηκε η πρόβλεψη φορτίου ειδικών ημερών απαιτεί πιο εξειδικευμένα μοντέλα πρόβλεψης ώστε να επιτευχθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Στην ενότητα αυτή θα γίνει μία σύντομη ανασκόπηση μερικών από τις μεθοδολογίες που έχουν αναπτυχθεί στην διεθνή βιβλιογραφία ειδικά για την βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου αργιών.

- Μέθοδος πρόβλεψης φορτίων αργιών βασισμένη στην μέθοδο ακολουθίας μοτίβων (Kedong Zhu, Jian Geng, Ke Wang) [22]. Η μέθοδος αυτή χωρίζεται σε δύο σκέλη. Στο πρώτο σκέλος στόχος είναι η εξαγωγή της καμπύλης πρόβλεψης της ζητούμενης αργίας χρησιμοποιώντας και συγκρίνοντας τα μοτίβα των φορτίων ζήτησης της προηγούμενης της ημέρας καθώς και αυτά των ημερών που προηγούνται όλων των αργιών των διαθέσιμων ιστορικών δεδομένων που χρησιμοποιούνται στην μέθοδο. Στο δεύτερο σκέλος με χρήση δεδομένων χαρακτηριστικών όπως τις ακραίες τιμές φορτίων, τις ακραίες τιμές της θερμοκρασίας προηγούμενων ημερών και αργιών και το είδος της ζητούμενης αργίας μέσω του αλγορίθμου μάθησης XGBoost προβλέπονται οι ακραίες

τιμές της ζητούμενης αργίας. Τέλος η καμπύλη και οι ακραίες τιμές από το πρώτο και το δεύτερο σκέλος αντίστοιχα συνδιάζονται για να παράγουν την τελική πρόβλεψη. Ο μέσος όρος του MAPE της μεθοδολογίας για τις αργίες στις οποίες εφαρμόστηκε υπολογίστηκε 2,98%.

- Υβριδική μέθοδος πολλαπλών νευρωνικών δικτύων και μοντέλων ασαφούς λογικής (Kwang-Ho Kim, Hyoung-Sun Youn, Yong-Cheol Kang) [23]. Η συγκεκριμένη μελέτη αναπτύσει και προτείνει μία μεθοδολογία κατά την οποία οι ειδικές ημέρες προς μελέτη χωρίζονται σε πέντε κατηγορίες με βάση την ημέρα της εβδομάδας που αντιστοιχούν και το αν έπονται ή προηγούνται κάποιας άλλης ειδικής ημέρας. Πέντε διαφορετικά ΤΝΔ χρησιμοποιούνται για κάθε μία από τις κατηγορίες για την πρόβλεψη των τιμών του φορτίου και στην συνέχεια γίνεται χρήση δύο μοντέλων ασαφούς λογικής για την πρόβλεψη των ακραίων τιμών των ζητούμενων αργιών. Τέλος γίνεται συνδυασμός των αποτελεσμάτων για την τελική πρόβλεψη. Η αξιολόγηση της μεθόδου έγινε με χρήση του μέσου ποσοστιαίου σχετικού σφάλματος το οποίο υπολογίστηκε 1,78%.
- Μέθοδος πρόβλεψης ανώμαλων φορτίων με χρήση ΤΝΔ και SOM(Self Organizing Map) [24]. Η μέθοδος που προτείνεται κάνει χρήση της τεχνικής μάθησης SOM που έχει αναπτυχθεί από τον Teuvo Kohonen, για την κατηγοριοποίηση των χρονικών περιόδων που σκοπεύει να μελετήσει. Η πρόβλεψη φορτίου πραγματοποιείται μέσω αναδρομικού ΤΝΔ.
- Πρόβλεψη με χρήση ΤΝΔ και αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης (Backpropagation Algorithm) (Y. Mulyadi, L. Farida, A. G. Abdullah and K. A. Rohmah) [25]. Η μέθοδος αναπτύχθηκε με σκοπό την βραχυπρόθεσμη προσέγγιση των ανώμαλων φορτίων ζήτησης στο ηλεκτρικό δίκτυο της Ινδονησίας και είναι βασισμένη στα ειδικά χαρακτηριστικά των φορτίων αυτών. Το μέσο MAPE του μοντέλου για τις περιόδους που χρησιμοποιήθηκε υπολογίστηκε στο 1,6%.
- Μέθοδος πρόβλεψης με χρήση αλγορίθμου μετάδοσης με βάρη (Weighted Transfer Learning) (Pan Zeng, Chang Sheng, and Min Jin) [26]. Η μελέτη προτείνει ένα μοντέλο πρόβλεψης κατά το οποίο οι ειδικές ημέρες προσεγγίζονται χωρίς να επηρεάζουν την ακρίβεια της πρόβλεψης για τις υπόλοιπες ημέρες. Αυτό επιτυγχάνεται με την εισαγωγή δεικτών (βάρη) στα σύνολα δεδομένων της ζήτησης φορτίου. Επίσης γίνεται χρήση δεδομένων ανώμαλου φορτίου διαφορετικών περιοχών για την πρόβλεψη

παρόμοιων φορτίων της ζητούμενης περιοχής.

- Μέθοδοι εκθετικής εξαμόλυνσης βασισμένοι σε κανόνες τριπλής εποχικότητας (Agora Siddharth, Taylor James W.) [21], [27]. Στις μελέτες αυτές προτείνεται ένα ειδικά προσαρμοσμένο μοντέλο της στατιστικής μεθόδου της εκθετικής εξαμόλυνσης ικανό για πρόβλεψη φορτίου ειδικών και μη ημερών. Το μοντέλο πρόβλεψης βασίζεται στα χαρακτηριστικά της ετήσιας, εβδομαδιαίας και ημερήσιας εποχικότητας των φορτίων ζήτησης.

Οι παραπάνω προσεγγίσεις έχουν αποδειχτεί αρκετά ικανές στη μείωση του σφάλματος πρόβλεψης για ειδικές ημέρες ιδιαίτερα σε σύγκριση με τις κλασικές μεθόδους. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα μοντέλα πρόβλεψης έχουν σχεδιαστεί με βάση τα ειδικά χαρακτηριστικά των φορτίων των περιοχών που μελετούν. Όπως είναι φυσικό τα ιδιαίτερα αυτά χαρακτηριστικά διαφέρουν από περιοχή σε περιοχή συνεπώς σε πολλές περιπτώσεις δεν μπορεί να βγει ασφαλές συμπέρασμα για την αποτελεσματικότητα κάποιας μεθόδου σε οποιοδήποτε ηλεκτρικό δίκτυο. Στην παρούσα εργασία τα παραπάνω μοντέλα έχουν μελετηθεί για την ανάπτυξη μεθοδολογιών και την μοντελοποίηση φορτίων αργιών του Ελληνικού ηλεκτρικού δικτύου οι οποίες θα αναλυθούν στο επόμενο Κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 3

Υλοποίηση Μεθόδων Πρόβλεψης

3.1 Μεθοδολογία Εργασίας

Οι ειδικές ημέρες οι οποίες μελετήθηκαν στην εργασία αποτελούνται από τις επίσημες αργίες του Ελληνικού κράτους, τις Θρησκευτικές εορτές και τις αργίες κατ'έθιμο, οι οποίες ταξινομημένες με την χρονική σειρά που τελούνται κάθε χρόνο είναι οι εξής :

1. Πρωτοχρονιά (1 Ιανουαρίου)
2. Θεοφάνεια (6 Ιανουαρίου)
3. Καθαρά Δευτέρα (κινητή εορτή, πάντα Δευτέρα 48 ημέρες πριν το Πάσχα)
4. Ευαγγελισμός της Θεοτόκου (25 Μαρτίου)
5. Μεγάλη Παρασκευή (κινητή εορτή, πάντα Παρασκευή δύο μέρες πριν το Πάσχα)
6. Μεγάλο Σάββατο (κινητή εορτή, πάντα Σάββατο μία μέρα πριν το Πάσχα)
7. Κυριακή του Πάσχα (κινητή εορτή, πρώτη Κυριακή αμέσως μετά από την πρώτη πανσέληνο μετά από την εαρινή ισημερία της 21ης Μαρτίου)
8. Δευτέρα του Πάσχα (κινητή εορτή, πάντα Δευτέρα 1 ημέρα μετά το Πάσχα)
9. Εργατική Πρωτομαγιά (1 Μαΐου)
10. Πεντηκοστή (κινητή εορτή, πάντα την έβδομη Κυριακή μετά το Πάσχα)
11. Αγίου Πνεύματος (κινητή εορτή, πάντα Δευτέρα 1 ημέρα μετά την Πεντηκοστή)

12. Κοίμηση της Θεοτόκου (15 Αυγούστου)
13. Ημέρα του Όχι (28 Οκτωβρίου)
14. Χριστούγεννα (25 Δεκεμβρίου)
15. Σύναξη της Θεοτόκου (26 Δεκεμβρίου)

Για την εξάσκηση των μεθόδων και την εξαγωγή προβλέψεων χρησιμοποιήθηκαν οι ωριαίες τιμές ζήτησης φορτίου για κάθε ημέρα του έτους για τα έτη 2015, 2016, 2017, 2018 και 2019, ενώ στόχος ήταν η πρόβλεψη ζήτησης φορτίου των ειδικών ημερών που προαναφέρθηκαν για τα έτη 2018 και 2019. Τα ιστορικά δεδομένα της ζήτησης φορτίου για τα παραπάνω έτη αντλήθηκαν από την ιστοσελίδα του Ευρωπαϊκού Δικτύου Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ENTSO-E)[28]. Όλες οι επεξεργασίες των στοιχείων και η υλοποίηση των μεθόδων πρόβλεψης καθώς και η εκτίμηση των σφαλμάτων πρόβλεψης και τα διαγράμματα που παρουσιάζονται έγιναν στο περιβάλλον αριθμητικής υπολογιστικής και προγραμματισμού MATLAB έκδοση R2020a.

Για τον υπολογισμό των σφαλμάτων πρόβλεψης και κατ'επέκταση την σύγκριση της αποτελεσματικότητας των μεθόδων που αναπτύχθηκαν έγινε χρήση του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος MAPE (Mean Absolute Percentage Error) το οποίο όπως έχει αναφερθεί και στο Κεφάλαιο 2 υπολογίζεται απο την παρακάτω σχέση :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{A_t} \cdot 100\%$$

Όπου :

A_t η πραγματική τιμή του φορτίου για την χρονική στιγμή t

F_t η πρόβλεψη του φορτίου για την χρονική στιγμή t

n ο αριθμός των προς πρόβλεψη παρατηρήσεων

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα λαμβάνει μόνο θετικές τιμές και λόγω της απλότητας του συχνά προτιμάται για την αξιολόγηση χρονοσειρών συνεχόμενης ζήτησης όπου τα δεδομένα τους εμφανίζουν μεγάλες θετικές τιμές [13].

3.2 Πρόβλεψη Βασισμένη σε Μοτίβα Ζήτησης Φορτίου Προηγούμενης Ημέρας

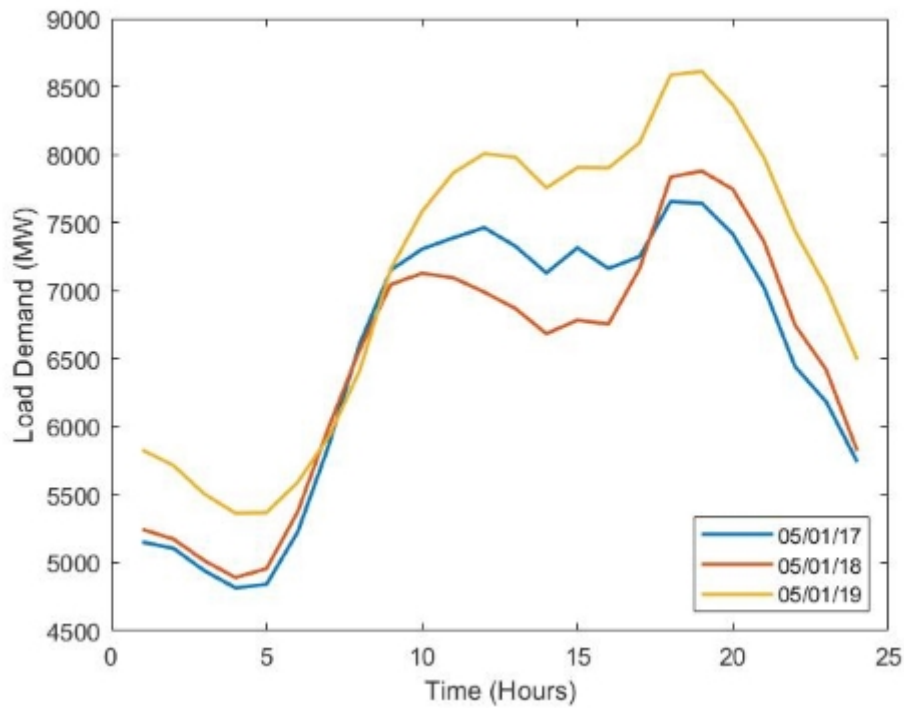
Η συγκεκριμένη μέθοδος πρόβλεψης βασίζεται στην παρατήρηση της ζήτησης φορτίου δύο διαδοχικών ημερών σαν μία διαρκή χρονοσειρά και την παραδοχή πως τα χαρακτηριστικά της ζήτησης για την πρώτη ημέρα επηρεάζουν την ζήτηση της επερχόμενης. Με τον τρόπο αυτό γίνεται η υπόθεση πως αν οι καμπύλες ζήτησης φορτίου για δύο ημέρες οι οποίες προηγούνται δύο διαφορετικών αργιών παρουσιάζουν πανομοιότυπα χαρακτηριστικά τότε και οι καμπύλες ζήτησης των δύο αυτών αργιών θα παρουσιάζουν όμοια χαρακτηριστικά μεταξύ τους [22]. Στα Σχήματα 3.1 και 3.2 παρουσιάζονται οι καμπύλες ζήτησης φορτίου για τις αργίες 06/01/17, 06/01/18 και 06/01/19 και τις ημέρες που προηγούνται αυτών 05/01/17, 05/01/18 και 05/01/19 αντίστοιχα. Τα βασικά πλεονεκτήματα της τεχνικής αυτής είναι πως μπορεί να προσαρμόζεται σε τυχαία γεγονότα και μη προβλέψιμες μεταβολές της ζήτησης φορτίου ενώ δεν απαιτεί επιπλέον πληροφορίες για τις προηγούμενες καταστάσεις του δικτύου[29].

Για την πρόβλεψη φορτίου κάθε αργίας του έτους 2019 έγινε σύγκριση μεταξύ της ομοιότητας της καμπύλης ζήτησης της προηγούμενης της ημέρας και των καμπυλών κάθε ημέρας πριν από οποιαδήποτε αργία των ετών 2017, 2018 και 2019 που είχε προηγηθεί της ζητούμενης αργίας. Για να υπολογιστεί ο βαθμός ομοιότητας των καμπυλών μετρήθηκε η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ τους η οποία δίνεται απο την παρακάτω σχέση :

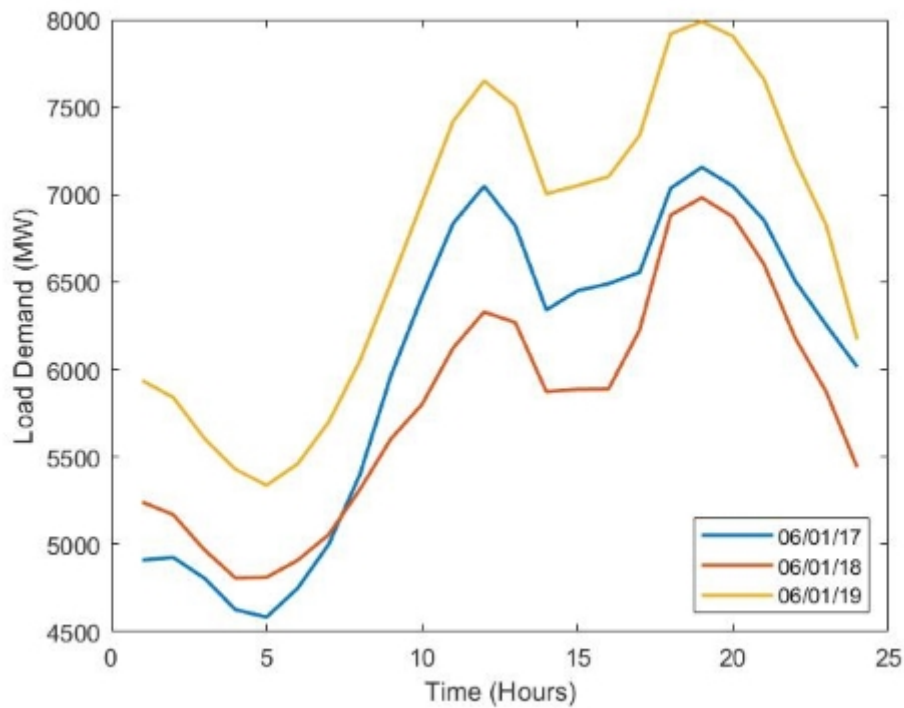
$$S(P_{h-1}, P_{h*-1}) = \sqrt{\sum_{t=1}^T (P_{h-1,t} - P_{h*-1,t})^2}$$

Όπου $P(h-1)$ η ζήτηση φορτίου για την προηγούμενη ημέρα της ζητούμενης αργίας και $P(h*-1)$ η ζήτηση φορτίου της προηγούμενης ημέρας παλαιότερης αργίας. Όσο μικρότερο το $S(P(h-1), P(h*-1))$ τόσο μικρότερη η διαφορά μεταξύ των δύο εξεταζόμενων καμπυλών.

Στην συνέχεια οι υποψήφιες αργίες ταξινομήθηκαν σε αύξουσα σειρά με βάση τον δείκτη S (μικρότερο S σημαίνει μεγαλύτερη ομοιότητα) των προηγούμενων ημερών τους. Το φορτίο ζήτησης για κάθε ώρα της ζητούμενης αργίας υπολογίζεται σαν τον μέσο όρο των φορτίων ζήτησης για την ίδια ώρα του συνόλου $H = [h_1, \dots, h_M]$. Όπου το h_1 συμβολίζει την πρώτη ταξινομημένη αργία και ο δείκτης M συμβολίζει τον αριθμό των υποψήφιων αργιών

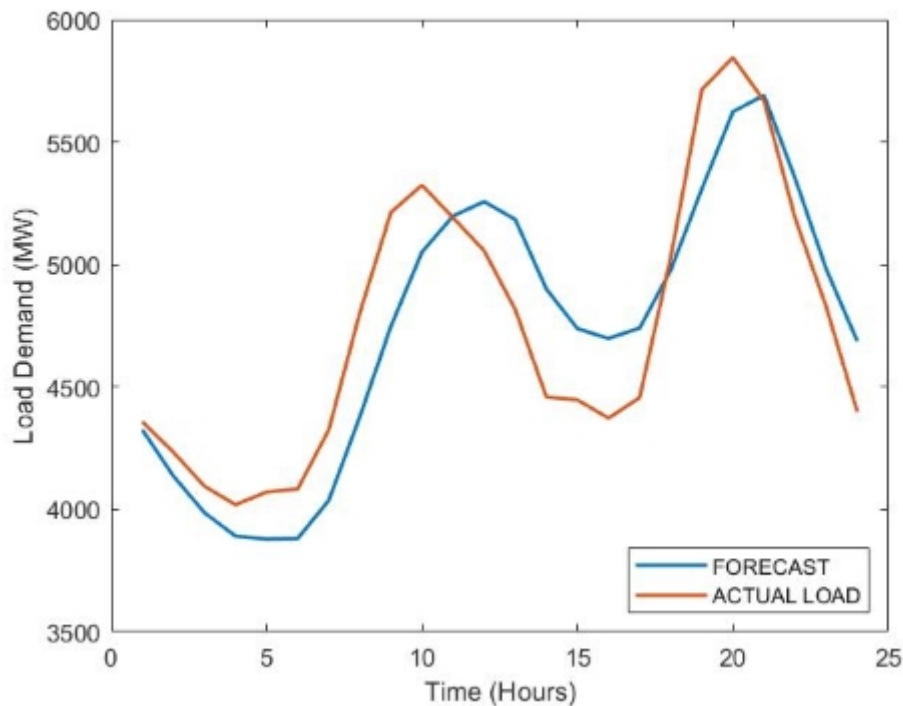


Σχήμα 3.1: Ζήτηση Φορτίου για τις ημέρες 05/01/17, 05/01/18 και 05,01,19



Σχήμα 3.2: Ζήτηση Φορτίου για τις ημέρες 06/01/17, 06/01/18 και 06,01,19

που επιλέχθηκαν από το αρχικό σύνολο για την πρόβλεψη. Για τον υπολογισμό του δείκτη M πραγματοποιήθηκε η πρόβλεψη φορτίου και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα κάθε αργίας του 2019 για κάθε πιθανή περίπτωση και επιλέχθηκε το σύνολο H με το μικρότερο σφάλμα. Για παράδειγμα για την πρόβλεψη ζήτησης φορτίου για την αργία της 11ης Μαρτίου 2019 (Καθαρά Δευτέρα) υπολογίστηκε πως η καλύτερη δυνατή πρόβλεψη προκύπτει επιλέγοντας στο σύνολο H τις πρώτες 20 ταξινομημένες υποψήφιες αργίες από συνολικά 32 υποψήφιες αργίες (όλες οι αργίες από 01/01/17 έως την ημερομηνία της ζητούμενης αργίας) οι οποίες είναι οι 05/06/17, 16/04/17 και 14/04/17 με μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα 4,72%. Στο Σχήμα 3.3 παρουσιάζονται οι καμπύλες πρόβλεψης και πραγματικής τιμής ζήτησης φορτίου για την 11/03/19.

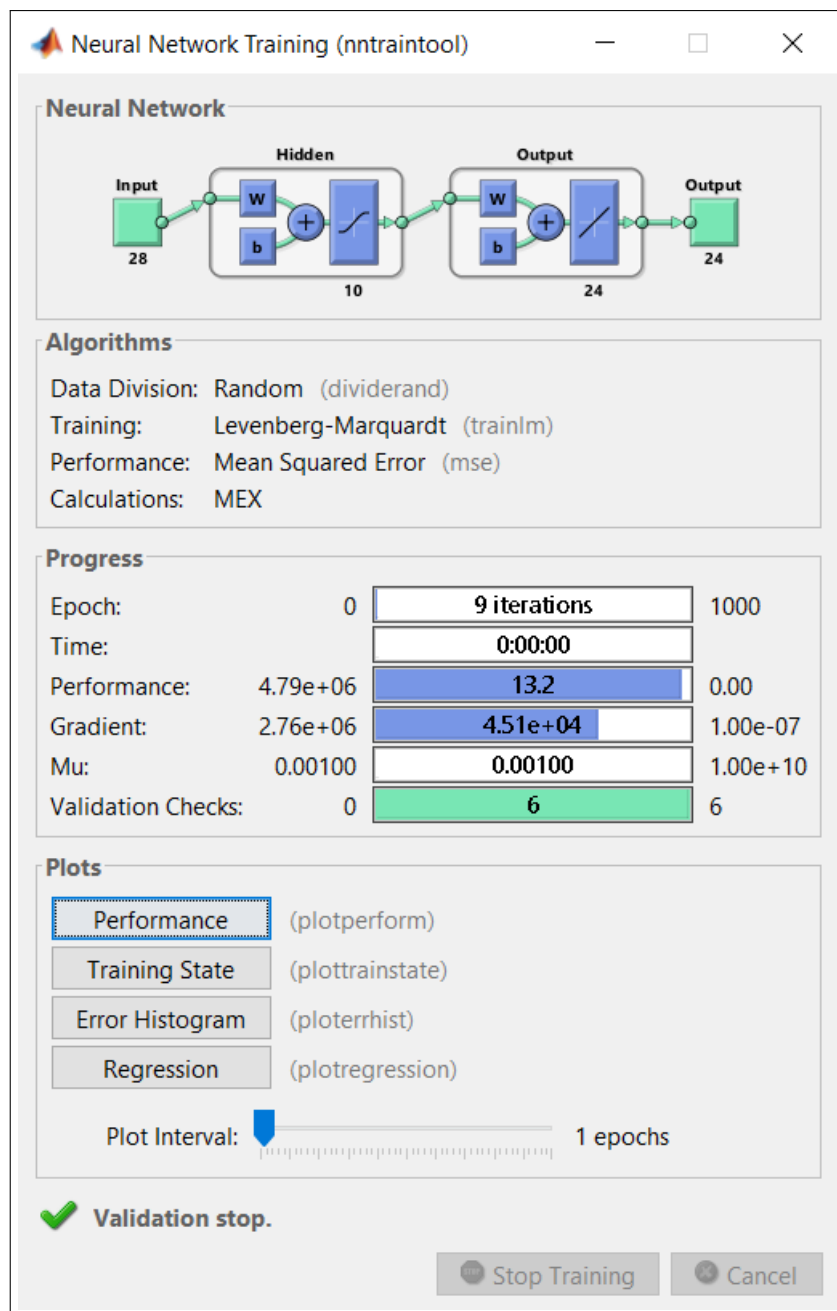


Σχήμα 3.3: Καμπύλες πραγματικής τιμής και πρόβλεψης με την προκειμένη μέθοδο για την 11/03/19

3.3 Πρόβλεψη με Χρήση ΤΝΔ

Στην συγκεκριμένη μέθοδο κατασκευάστηκε ένα ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο μεγέθους δέκα νευρώνων (Σχήμα 3.4). Σκοπός του ΤΝΔ είναι η εξαγωγή της ανα ώρας ζήτησης φορτίου για μία συγκεκριμένη ειδική ημέρα ενός έτους λαμβάνοντας ως δεδομένο εισόδου την

ανα ώρα ζήτηση φορτίου της αντίστοιχης ειδικής ημέρας του προηγούμενου έτους. Για τον υπολογισμό των βαρών των κρυφών κόμβων το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με δεδομένα εισόδου τα ωριαία φορτία ζήτησης των ειδικών ημερών (όπως αυτές έχουν αναφερθεί παραπάνω) του έτους 2016 και δεδομένα εξόδου τα αντίστοιχα φορτία των ειδικών ημερών του έτους 2017. Στην συνέχεια το ΤΝΔ με δεδομένα εισόδου τα ωριαία φορτία των αργιών του έτους 2018 παράγαγε τις προβλέψεις για τα αντίστοιχα φορτία ζήτησης του έτους 2019. Στο Σχήμα 3.5 παρουσιάζεται ο κώδικας για την ανάπτυξη, την εκπαίδευση και την πρόβλεψη του ΤΝΔ καθώς και ο υπολογισμός του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος για κάθε αργία που προβλέφθηκε. Στο Σχήμα 3.6 παρουσιάζονται οι καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης μέσω του ΤΝΔ για την αργία της 27/04/2019.



Σχήμα 3.4: ΤΝΔ με 10 κρυφούς νευρώνες στο περιβάλλον του MATLAB

```

clear all

argies_19=xlsread('Test_Y.xlsx');
a=xlsread('Test_X.xlsx');
inputs=xlsread('Train_X.xlsx');
targets=xlsread('Train_Y.xlsx');
mape=zeros();

net = feedforwardnet(10);
[net,tr] = train(net,inputs',targets');

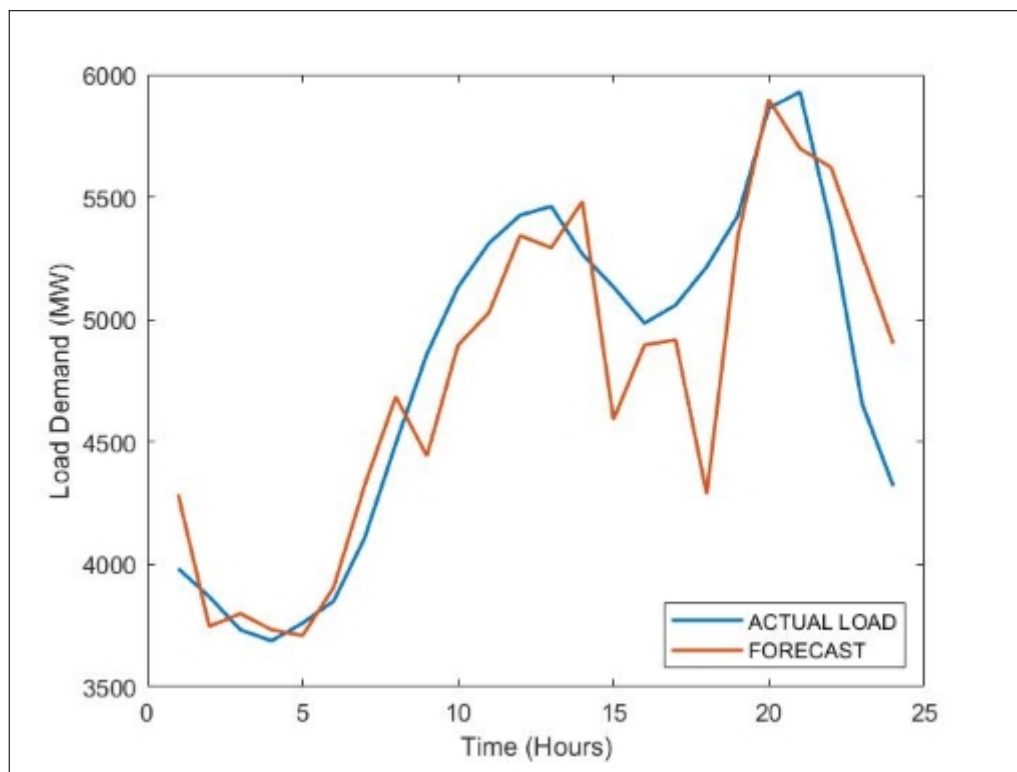
output=net(a');
output=output';

for i=1:15
    mape(i)=100*mean(abs(output(i,:)-argies_19(i,:))./argies_19(i,:));
end

xlswrite('mape.xlsx',mape)
xlswrite('forecast.xlsx',output)

```

Σχήμα 3.5: Κώδικας ανάπτυξης, εκπαίδευσης και πρόβλεψης ΤΝΔ στο MATLAB και υπολογισμός MAPE

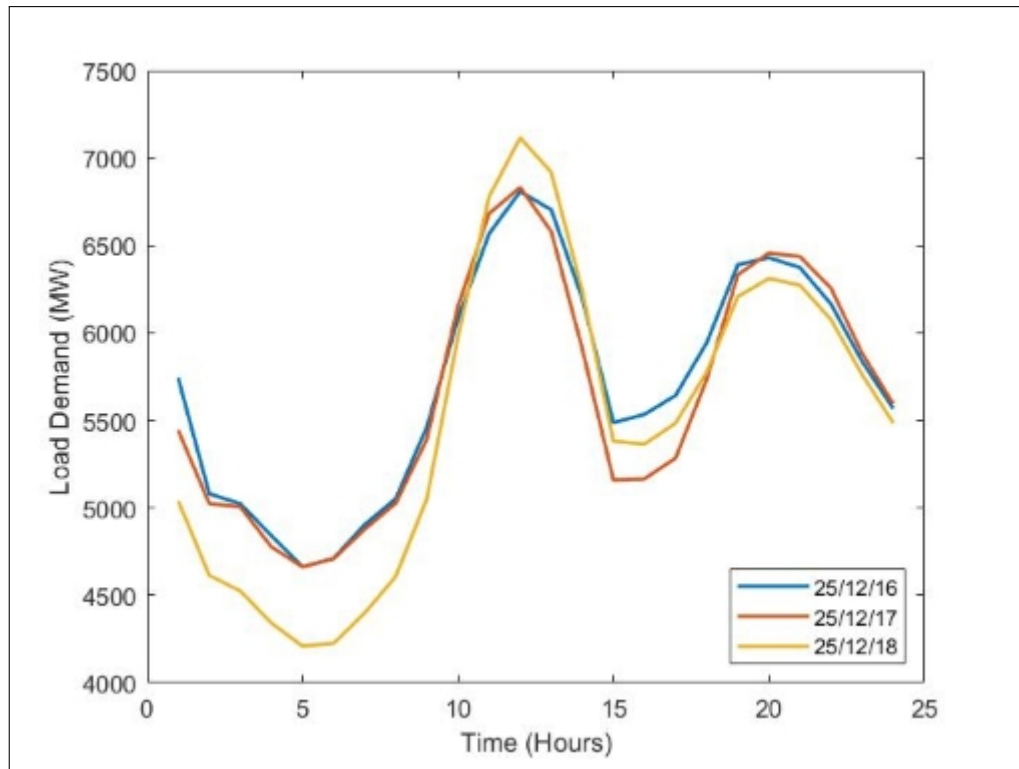


Σχήμα 3.6: Καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης με ΤΝΔ για την 27/04/2019

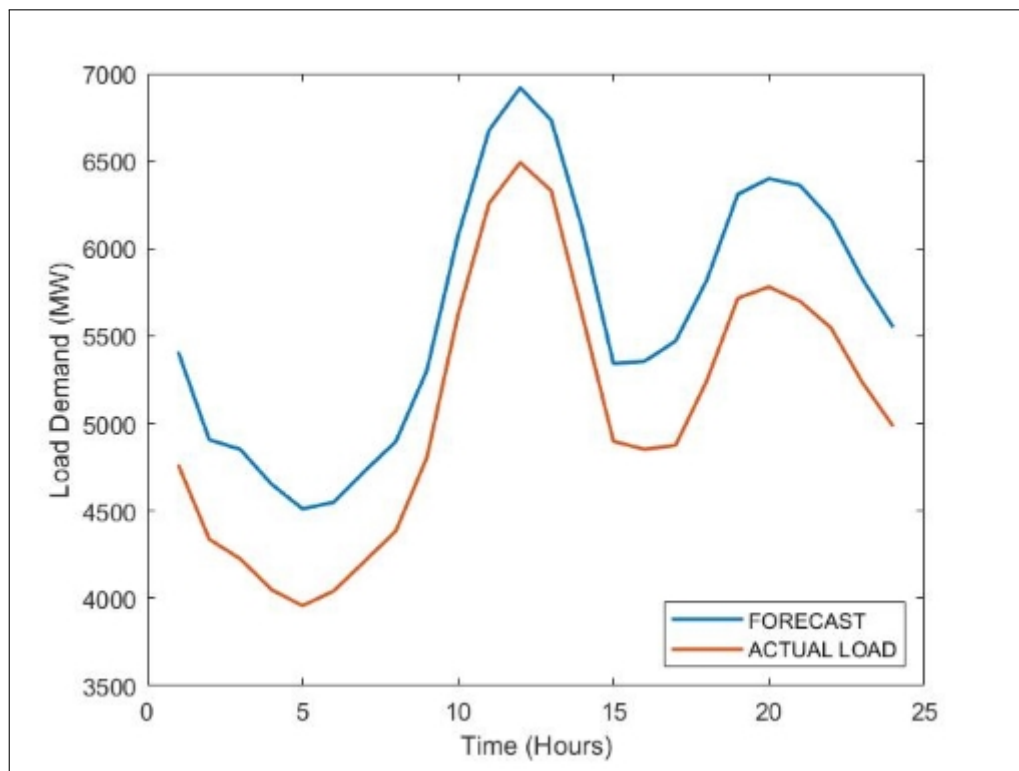
3.4 Πρόβλεψη Βασισμένη στην Ζήτηση Φορτίου Αντίστοιχων Αργιών

Η τρίτη μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε είναι η μέθοδος αντίστοιχης αργίας και βασίζεται στο φαινόμενο της επαναληψιμότητας της ζήτησης φορτίου που χαρακτηρίζει τις ειδικές ημέρες, δηλαδή την τάση της ζήτησης μίας αργίας να παρουσιάζει την ίδια συμπεριφορά για συνεχόμενα έτη. Το φαινόμενο αυτό των αργιών πηγάζει όχι μόνο από τις καιρικές συνθήκες οι οποίες είναι πιθανό να επαναλαμβάνονται (ιδιαίτερα για τις αργίες σταθερής ημερομηνίας) αλλά και από τις συνήθειες των καταναλωτών οι οποίες προέρχονται από τον τρόπο ζωής, την κουλτούρα, τις θρησκευτικές παραδόσεις κ.λπ. οι οποίες επαναλαμβάνονται σταθερά στο πέρας των χρόνων.

Από το Σχήμα 3.7 μπορούμε εύκολα να συμπεράνουμε την έντονη εποχικότητα της ζήτησης της αργίας των Χριστουγέννων για τα έτη 2016 έως 2018. Είναι δεδομένο πως παράγοντες που επιδρούν μακροχρόνια στην ζήτηση φορτίου επηρεάζουν σε βάθος χρόνου και την εποχικότητά της, συνεπώς είναι προτιμότερο τα δεδομένα εισόδου της πρόβλεψης να μην απέχουν πολύ μεγάλα χρονικά διαστήματα από τις αργίες που θέλουμε να προβλέψουμε. Στο Σχήμα 3.8 παρουσιάζονται οι καμπύλες πρόβλεψης με την προκειμένη μέθοδο και πραγματικής τιμής της αργίας των Χριστουγέννων για το έτος 2019 (25/12/2019). Για τον υπολογισμό της προβλέψης ζήτησης των αργιών του έτους 2019 χρησιμοποιήθηκαν τα ανά ώρα ημερήσια φορτία όλων των αργιών των ετών 2016, 2017 και 2018. Η τιμή πρόβλεψης για κάθε ώρα της ζητούμενης αργίας προκύπτει από τον μέσο όρο των τιμών ζήτησης για την ίδια ώρα των αντίστοιχων παλαιότερων αργιών. Τα αποτελέσματα των μεθόδων που αναπτύχθηκαν αναλύονται στο Κεφάλαιο 4.



Σχήμα 3.7: Οι καμπύλες ζήτησης φορτίου της αργίας των Χριστουγέννων για τα έτη 2016, 2017 και 2018



Σχήμα 3.8: Καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης με την προκειμένη μέθοδο για την 25/12/19

Κεφάλαιο 4

Ανάλυση Αποτελεσμάτων

4.1 Αξιολόγηση και Σύγκριση Προβλέψεων

Παρακάτω θα αναφέρονται οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή προβλέψεων ως εξής:

- 1η μέθοδος : Πρόβλεψη βασισμένη σε μοτίβα ζήτησης φορτίου προηγούμενης ημέρας.
- 2η μέθοδος : Μέθοδος πρόβλεψης με χρήση ΤΝΔ.
- 3η μέθοδος : Μέθοδος πρόβλεψης βασισμένη στην ζήτηση φορτίου αντίστοιχων παρελθοντικών αργιών.

Στους Πίνακες 4.1 και 4.2 παρουσιάζεται το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) των μεθόδων που αναπτύχθηκαν στο Κεφάλαιο 3 για την πρόβλεψη ζήτησης φορτίου κάθε ειδικής ημέρας που μελετήθηκε. Ο υπολογισμός του MAPE έχει αναλυθεί επίσης στο Κεφάλαιο 3. Όπως φαίνεται από τους Πίνακες 4.1 και 4.2 την καλύτερη επίδοση πρόβλεψης είχε η 1η μέθοδος με μέσο όρο MAPE για όλες τις αργίες στις οποίες εφαρμόστηκε 4,03% και 4,4% για τα έτη 2018 και 2019 αντίστοιχα. Ο μέσος όρος MAPE για την 2η (ΤΝΔ) μέθοδο υπολογίστηκε σε 24,1% για το έτος 2018 και 19,7% για το έτος 2019. Τέλος για την 3η μέθοδο ο μέσος όρος υπολογίστηκε σε 6,21% για το έτος 2018 και 6,27% για το έτος 2019. Η 1η μέθοδος είχε αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα με κάποιες εξαιρέσεις όπως οι αργίες των 06/01/19 και 17/06/19. Στην 2η μέθοδο γίνεται αντιληπτό πως το ΤΝΔ με τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν δεν μπορεί να θεωρηθεί ένα αξιόπιστο μοντέλο πρόβλεψης αφού το σφάλμα πρόβλεψης είναι αρκετά υψηλό και σε αρκετές περιπτώσεις ξεπέρασε και το 30%. Η 3η μέθοδος παρουσίασε χειρότερη επίδοση συγκριτικά με την 1η όμως όχι απαγορευτική

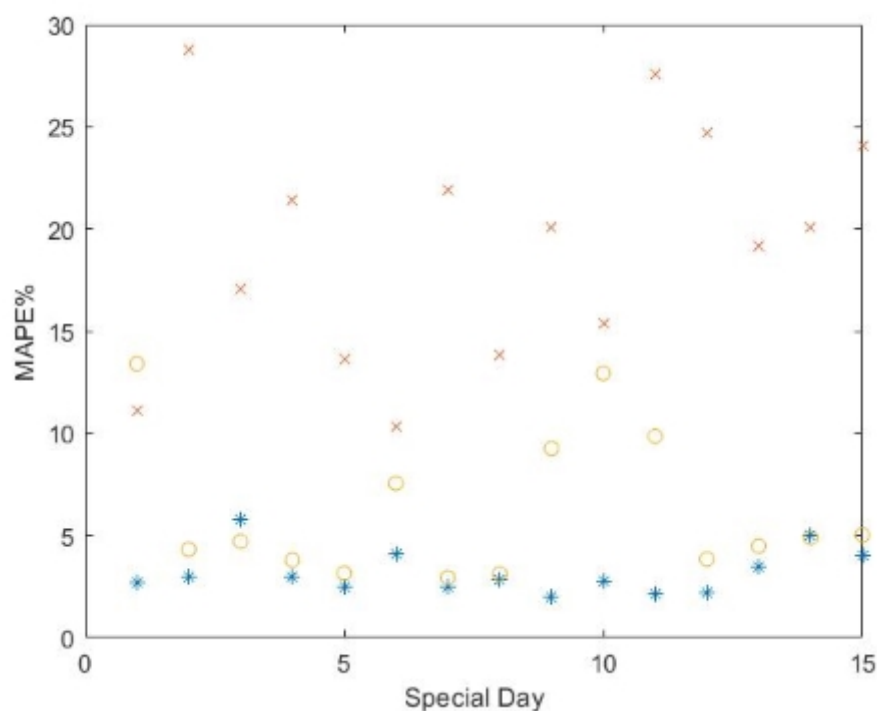
όπως η 2η ενώ υπήρξαν περιπτώσεις αργιών όπου το σφάλμα της πρόβλεψης ήταν μικρότερο του 2%. Στα Σχήματα 4.1 και 4.2 παρουσιάζονται οι γραφικές αναπαραστάσεις του MAPE για τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν για τα έτη 2018 και 2019 αντίστοιχα. Τέλος, στα Σχήματα 4.3 και 4.4 παρουσιάζονται οι καμπύλες πραγματικής ζήτησης και πρόβλεψης ζήτησης φορτίου με τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν για τις αργίες με ημερομηνία 15/08/2018 και 27/04/2019 αντίστοιχα.

Πίνακας 4.1: MAPE των μεθόδων που αναπτύχθηκαν για τις αργίες του έτους 2018

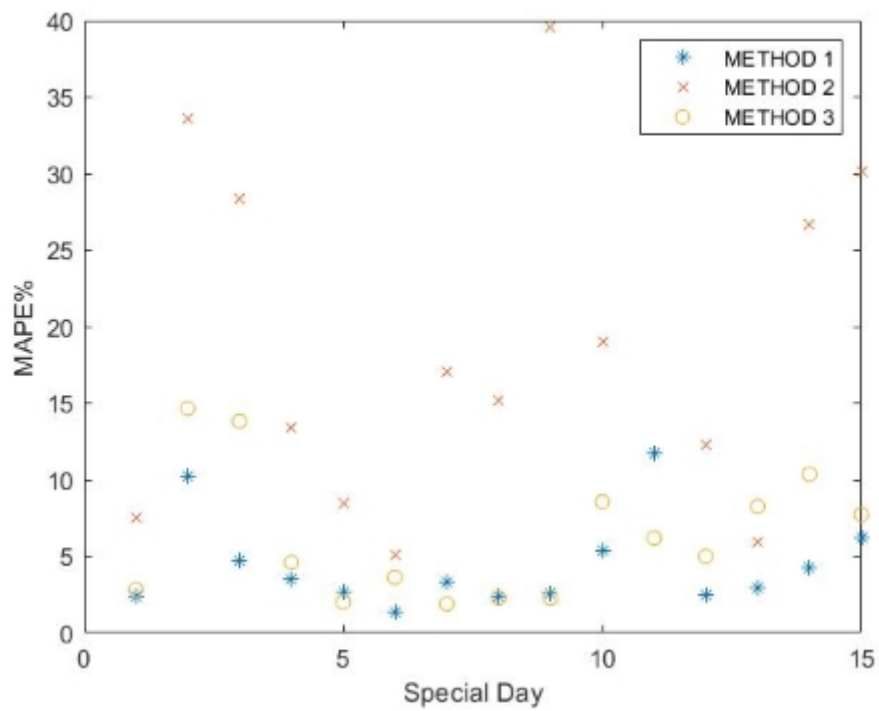
<i>Αργία</i>	<i>Μέθοδος 1</i>	<i>Μέθοδος 2</i>	<i>Μέθοδος 3</i>
01/01/2018	2,73%	11,10%	13,41%
06/01/2018	2,96%	28,80%	4,32%
19/02/2018	5,81%	17,04%	4,70%
25/03/2018	2,98%	21,44%	3,80%
06/04/2018	2,51%	13,63%	3,15%
07/04/2018	4,09%	10,35%	7,56%
08/04/2018	2,46%	21,90%	2,94%
09/04/2018	2,83%	13,85%	3,12%
01/05/2018	2,01%	20,05%	9,26%
27/05/2018	2,77%	15,36%	12,94%
28/05/2018	2,12%	27,55%	9,86%
15/08/2018	2,18%	24,68%	3,84%
28/10/2018	3,44%	19,19%	4,48%
25/12/2018	5,04%	20,11%	4,89%
26/12/2018	4,03%	24,10%	5,02%
Μέσος Όρος	3,19%	24,88%	6,21%

Πίνακας 4.2: MAPE των μεθόδων που αναπτύχθηκαν για τις αργίες του έτους 2019

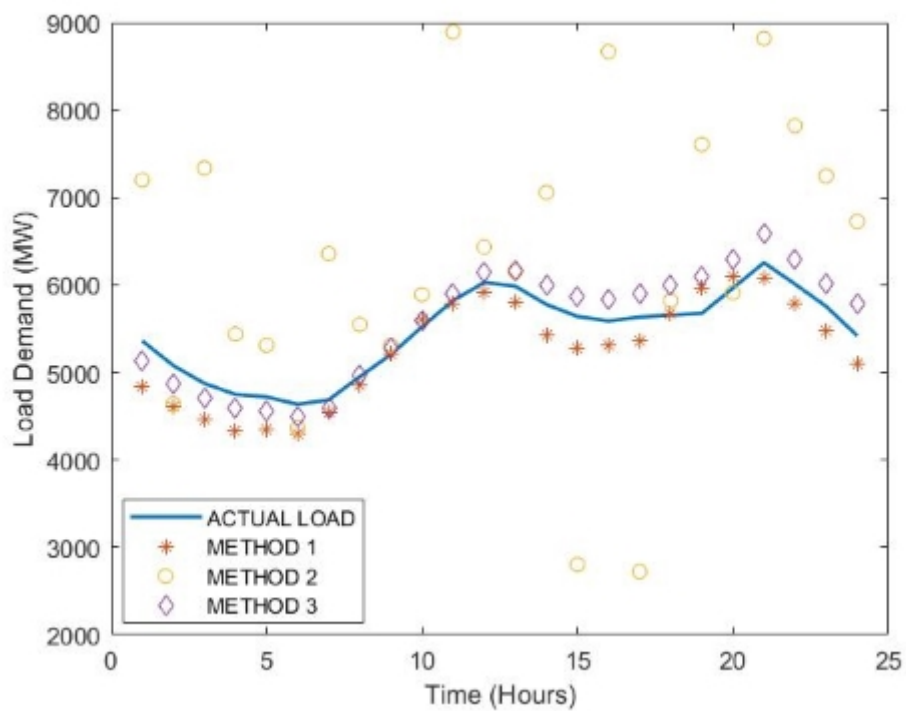
Αργία	Μέθοδος 1	Μέθοδος 2	Μέθοδος 3
01/01/2019	2,41%	7,55%	2,82%
06/01/2019	10,2%	33,61%	14,66%
11/03/2019	4,72%	28,35%	13,82%
25/03/2019	3,47%	13,43%	4,61%
26/04/2019	2,62%	8,44%	2,01%
27/04/2019	1,36%	5,14%	3,63%
28/04/2019	3,31%	17,08%	1,89%
29/04/2019	2,38%	15,19%	2,27%
01/05/2019	2,57%	39,57%	2,26%
16/06/2019	5,37%	19,04%	8,56%
17/06/2019	11,71%	33,07%	6,19%
15/08/2019	2,44%	12,32%	5,00%
28/10/2019	2,95%	5,89%	8,25%
25/12/2019	4,28%	26,67%	10,36%
26/12/2019	6,23%	30,14%	7,72%
Μέσος Όρος	4,4%	19,7%	6,27%



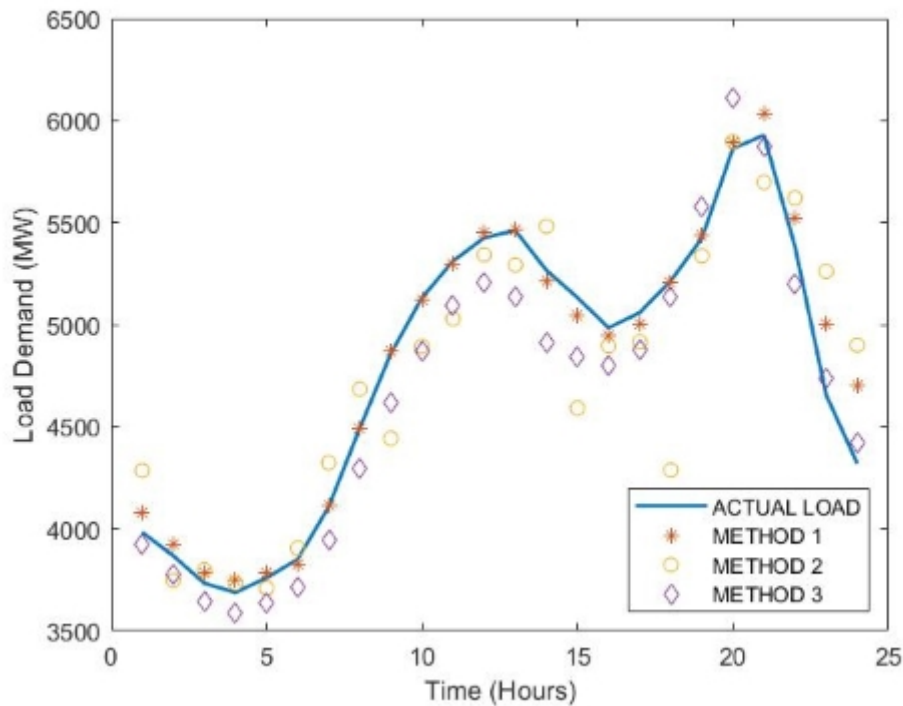
Σχήμα 4.1: Χάρτης MAPE των προβλέψεων για το έτος 2018



Σχήμα 4.2: Χάρτης MAPE των προβλέψεων για το έτος 2019



Σχήμα 4.3: Πρόβλεψη ζήτησης φορτίου της αργίας 15/08/2018



Σχήμα 4.4: Πρόβλεψη ζήτησης φορτίου της αργίας 27/04/2019

4.2 Συμπεράσματα και Προοπτικές

Παρακάτω απαριθμούνται μερικά συμπεράσματα σχετικά με τις μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν και τα αποτελέσματα των προβλέψεων τους.

1. Φαίνεται πως κάθε μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε παρουσίασε όμοια αποτελέσματα μεταξύ των ετών 2018 και 2019 κάτι που ενισχύει την πρόταση πως αντίστοιχες ειδικές ημέρες και αργίες διαφορετικών ετών παρουσιάζουν ομοιότητες στην ζήτηση ηλεκτρικού φορτίου.
2. Η 3η μέθοδος παρότι συνολικά λιγότερη ακριβής έχει παρουσιάσει σε ορισμένες περιπτώσεις καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με την 1η. Πιο συγκεκριμένα προέβλεψε με περισσότερη ακρίβεια το φορτίο των αργιών 19/02 και 25/12 για το έτος 2018 καθώς και των 26/04, 28/04, 01/05 και 17/06 για το έτος 2019.
3. Εύκολα γίνεται αντιληπτή εκ των αποτελεσμάτων η ανωτερότητα της 1ης μεθόδου πρόβλεψης σε σύγκριση με τις άλλες μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν. Πιθανές επεκτάσεις της μεθόδου δύναται να προσφέρουν ακόμη χαμηλότερες τιμές σφάλματος οπότε και να κάνουν την μέθοδο ιδιαίτερα ανταγωνιστική.

4. Πολλές μεθοδολογίες πρόβλεψης φορτίου αργιών που έχουν προταθεί επιχειρούν να προβλεψουν και τις ακραίες τιμές των φορτίων ζήτησης εκτός από την καμπύλη της χρονοσειράς της αργίας, ώστε να ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα πρόβλεψης. Μία τέτοια προέκταση κρίνεται απαραίτητη για την βελτιστοποίηση μεθόδων που αναπτύχθηκαν και ειδικότερα της 2ης μεθόδου με χρήση ΤΝΔ στην οποία παρουσιάστηκαν σε πολλές περιπτώσεις σημαντικές αποκλίσεις των ακραίων τιμών ζήτησης φορτίου σε σχέση με τις πραγματικές ακραίες τιμές ζήτησης.
5. Εισαγωγή πρόσθετων δεδομένων που επηρεάζουν την ζήτηση φορτίου όπως οι καιρικές συνθήκες και κυρίως η θερμορασία θα μπορούσαν πιθανώς να ενισχύσουν έως κάποιο βαθμό την απόδοση των τεχνικών πρόβλεψης.
6. Στην 3η μέθοδο είναι πιθανό να υπήρχε δυνατότητα πιο εύστοχων προβλέψεων εάν δίνονταν διαφορετική βαρύτητα στα δεδομένα ανάλογα με την χρονική τους απόσταση από την αργία που θέλουμε να προβλέψουμε όπως γίνεται και στην μέθοδο της απλής εκθετικής εξαμόλυνσης. Η παραδοχή αυτή πηγάζει από το σκεπτικό πως τα πιο πρόσφατα δεδομένα θα παρουσιάζουν μεγαλύτερες ομοιότητες με τις ημέρες που επιχειρούμε να προβλέψουμε.
7. Καμία από τις μεθοδολογίες που αναπτύχθηκαν δεν φαίνεται να έχει καλύτερη επίδοση στις κινητές αργίες σε σχέση με τις αργίες σταθερής ημερομηνίας ή το αντίστροφο.
8. Οι επιπτώσεις στην παγκόσμια αγορά ενέργειας λόγω της πανδημίας COVID-19 [30] δεν επηρεάζουν την μελέτη των δεδομένων της εργασίας αφού στην Ελλάδα το πρώτο κρούσμα καταγράφηκε στις 26 Φεβρουαρίου 2020 και έγινε χρήση δεδομένων έως 31/12/2019.
9. Εκ του αποτελέσματος γίνεται εύκολα αντιληπτό πως με εξαίρεση την 1η μέθοδο οι υπόλοιπες τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν δεν μπορούν να συγκριθούν με την ικανότητα πρόβλεψης που παρουσιάζουν (έστω και σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων) πιο σύνθετες μεθοδολογίες όπως αυτές που έχουν αναφερθεί στο Κεφάλαιο 2 και οι οποίες χρησιμοποιούν πολύπλοκους αλγορίθμους μάθησης. Πιο συγκεκριμένα οι αναφερόμενες μέθοδοι παρουσιάζουν ένα εύρος μέσο απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος μεταξύ 1,6% και 4%. Σημειώνεται πως κάθε συγγραφέας έχει εκπαιδεύσει τις μεθόδους σε διαφορετικά ιστορικά δεδομένα χωρών αλλά και ετών.

Βιβλιογραφία

- [1] Σιδηρά Μαρία-Φωτεινή. Αξιοπιτία Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας. Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, 2020.
- [2] Τσιντζέλη Μαρίνα. Πρόβλεψη Φορτίου σε Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Οκτ. 2014.
- [3] Ειρήνη-Ελισάβετ Θεοδώρου. Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας και εξέταση της επίδρασης των ειδικών ημερών. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Οκτ. 2012.
- [4] Shu Fan Tao Hong. Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting*, 32(3):914–938, 2016.
- [5] Ηλίας Ν. Χαράλαμπος. Συμβολή στην Βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης ηλεκτρικού φορτίου και ενέργειας με χρήση ασαφούς λογικής. PhD thesis, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ιαν. 2012.
- [6] ΑΠΟΣΤΟΛΟΥ Γ. ΤΑΜΒΑΚΗ. Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης. Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Ιουν. 2019.
- [7] Nawaraj Kumar Mahato Shuyan Sun Si Chen Yafeng Wen Gangjun Gong, Xiaonan An. Research on short-term load prediction based on seq2seq model. *Energies*, 12(16):3199, 2019.
- [8] Φίλιππος Δημήτριος Μέξης. Ανάπτυξη τεχνητών νευρωνικών δικτύων για πρόβλεψη της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Μεταπτυχιακή Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Σεπτ. 2019.

- [9] Muhammad Faizan Tahir Zhu Liqiang Tasarruf Bashir, Chen Haoyong. Short term electricity load forecasting using hybrid prophet-lstm model optimized by bpnn. *Energy Reports*, 8(2):1678–1686, 2022.
- [10] International energy agency website (www.iea.org). <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/world-electricity-final-consumption-by-sector-1974-2019>. Accessed: 1/10/2022.
- [11] Μήτση Ελένη. Αξιολόγηση Μεθόδων Πρόβλεψης της Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Αγορά της Ουγγαρίας. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ιουν. 2020.
- [12] Γεώργιος Ι. Τσεκούρας. Συμβολή στην βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψης ζήτησης φορτίου και ενέργειας συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση μεθόδων αναγνώρισης προτύπων. PhD thesis, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ιουλ. 2006.
- [13] Παναγιώτης Γ. Λαδάς. Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης Προσεγγίσεις βασισμένες στη Μηχανική Μαθηση. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Οκτ. 2014.
- [14] Σπυρίδων Ι. Αθανασόπουλος. Πειραματική μελέτη, αξιολόγηση και σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης της Οριακής Τιμής Συστήματος της ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελληνική Αγορά Ενέργειας. Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Πειραιώς, Ιουλ. 2021.
- [15] Στεργίου Κωνσταντίνος. ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΚΑΤΑΝΑΛΩΣΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ. Μεταπτυχιακή Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Μάιος. 2019.
- [16] Εμμανουήλ Μ. Βουμβουλάκης. Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου με χρήση νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ιουλ. 2003.
- [17] Σταματάκης Παναγιώτης. Πρόβλεψη κατανάλωσης ηλεκτρικού φορτίου με νευρωνικά δίκτυα και γενετικούς αλγόριθμους. Διπλωματική Εργασία Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά, Ιαν. 2008.
- [18] Αριστοτέλης Κ. Βονζαλίδης. Πρόβλεψη εντολών διακλάδωσης με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ιουλ. 2021.

- [19] Αγγελής Γεώργιου του Κωνσταντίνου. Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα σε Ιατρικές Εφαρμογές - Διαγνωστικά Εργαλεία. Διπλωματική εργασία, Πανεπιστήμιο Πατρών, Οκτ. 2012.
- [20] Ασημακόπουλος Β. Πετρόπουλος Φ. *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*. Εκδόσεις Συμμετρία, Αθήνα, 2011.
- [21] Siddharth Arora and James W. Taylor. Short-term forecasting of anomalous load using rule-based triple seasonal methods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3):3235–3242, 2013.
- [22] KeWang KedongZhu, JianGeng. A hybrid prediction model based on pattern sequence-based matching method and extreme gradient boosting for holiday load forecasting. *Electric Power Systems Research*, 190, 2021.
- [23] Kwang-Ho Kim, Hyoun-Sun Youn, and Yong-Cheol Kang. Short-term load forecasting for special days in anomalous load conditions using neural networks and fuzzy inference method. *IEEE Transactions on Power Systems*, 15(2):559–565, 2000.
- [24] R. Lamedica, A. Prudenzi, M. Sforna, M. Caciotta, and V.O. Cencelli. A neural network based technique for short-term forecasting of anomalous load periods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 11(4):1749–1756, 1996.
- [25] Y. Mulyadi, L. Farida, A. G. Abdullah, and K. A. Rohmah. Anomalous stlf for indonesia power system using artificial neural network. In *2015 International Conference on Science and Technology (TICST)*, pages 1–4, 2015.
- [26] Pan Zeng, Chang Sheng, and Min Jin. A learning framework based on weighted knowledge transfer for holiday load forecasting. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 7(2):329–339, 2019.
- [27] Siddharth Arora and James W. Taylor. Rule-based autoregressive moving average models for forecasting load on special days: A case study for france. *European Journal of Operational Research*, 266(1), 2017.
- [28] European network of transmission system operators for electricity website (<https://www.entsoe.eu/>). <https://transparency.entsoe.eu/load-domain/r2/totalLoadR2/show>. Accessed: 1/10/2020.

-
- [29] Mehdi Band Shahab Chau Kwok Fallah, Seyedeh Ganjkhani. Computational intelligence on short-term load forecasting: A methodological overview. *Energies*, 12(3):193, 2019.
- [30] Jiří Jaromír Klemes Peng Jiang, Yee Van Fan. Impacts of covid-19 on energy demand and consumption: Challenges, lessons and emerging opportunities. *Applied energy*, 285(116441), 2021.

Παράρτημα Α

Κώδικας Εργασίας στο περιβάλλον του MATLAB

```
28 -     if sd == 1
29 -         argia_1 = res_data2(365,:);           %υπολογισμος προηγουμενης μετ
30 -     else argia_1 = res_data3(sd-1,:);
31 -     end
32
33 -     dist=pdist2(argia_1,res_data4);
34 -     dist=dist';
35 -     [sorted_dist, index] = sort(dist(:,:),'ascend')
36 -     [min_dist h_argia_1]=min(dist);           %υπολογισμος ελ
37
38 -     sz=size(index,1);
39 -     sorted_argies_1=zeros(sz,24);
40 -     sorted_argies=zeros(sz,24);
41
42 -     for i=1:sz
43 -         sorted_argies_1(i,:)=data4(index(i,:),:);
44 -     end
45 -
46 -
47 -     for i=1:sz
48 -         for j=1:size(res_data5,1)
49 -             if sorted_argies_1(i,:)==data5(j,:);
50 -                 sorted_argies(i,:)=data5(j+1,:);
51 -             end
52 -         end
53 -     end
54
55 -     xlswrite('holiday_360',sorted_argies)
56 -
```

Σχήμα Α.1: Ο κώδικας υπολογισμού ομοιότητας καμπυλών ζήτησης φορτίου

```
1 - clear all
2
3
4 - data1=xlsread('argies19.xlsx');
5 - data2=xlsread('holiday_117.xls');
6
7 - forecast=zeros(40,24);
8 - holiday=(data1(6,:));
9 - mean_value=zeros(1,24);
10 - mean_value(1,:)=data2(1,:);
11 - mape=zeros();
12 - mape(1)=100*mean(abs(mean_value(1,:)-holiday(1,:))/holiday(1,:));
13
14 - format short;
15
16 - for i=2:35
17
18 -     format short;
19 -     mean_value=mean(data2(1:i,1:24));
20 -     format short;
21 -     mape(i)=100*mean(abs(mean_value-holiday(1,:))/holiday(1,:));
22 -     format short;
23 -     forecast(i,:)=mean_value(1,:);
24 -     format short;
25 - end
26
27
28 - [min_mape, pos]=min(mape)
29
```

Σχήμα Α.2: Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 1η μέθοδο


```

1 - clear all
2
3 - format shortG;
4
5 - argies_19=xlsread('Test_Y.xlsx');
6 - a=xlsread('Test_X.xlsx');
7 - inputs=xlsread('Train_X.xlsx');
8 - targets=xlsread('Train_Y.xlsx');
9 - mape=zeros();
10
11 - net = feedforwardnet(10);
12 - [net,tr] = train(net,inputs',targets');
13
14
15 - output=net(a');
16 - output=output';
17
18 - for i=1:15
19     mape(i)=100*mean(abs(output(i,:)-argies_19(i,:))/argies_19(i,:));
20
21
22 - end
23
24 - mape_all=sum(mape)/15
25
26
27 - xlswrite('mape.xlsx',mape)
28 - xlswrite('forecast.xlsx',output)
29

```

Σχήμα Α.3: Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 2η μέθοδο

```

1 - clear all
2
3 - format longg;
4 - argies19=xlsread('argies19');
5 - argies18=xlsread('argies18');
6 - argies17=xlsread('argies17');
7 - argies16=xlsread('argies16');
8
9 - forecast=zeros(15,24);
10 - mape=zeros();
11
12 - for i=1:15
13     forecast(i,:)=(argies16(i,:)+argies17(i,:)+argies18(i,:))/3
14                     %MAPE calc
15
16
17 - end
18
19 - for i=1:15
20     mape(i)=100*mean(abs(forecast(i,:)-argies19(i,:))/argies19(i,:));
21
22
23 - end
24
25 - mse_all=sum(mse)/15
26 - mape_all=sum(mape)/15
27 - xlswrite('forecast.xlsx',forecast)
28 - xlswrite('mape.xlsx',mape)

```

Σχήμα Α.4: Ο κώδικας υπολογισμού ζήτησης φορτίου για την 3η μέθοδο

```
1 - data=xlsread('Book1');
2
3 - x=[1:1:24]
4
5 - plot(x,data(1,:), 'LineWidth',1.5); hold on;
6 - plot(x,data(2,:), '*'); hold on;
7 - plot(x,data(3,:), 'o'); hold on;
8 - plot(x,data(4,:), 'diamond')
9
10 - xlabel('Time (Hours)')
11 - ylabel('Load Demand (MW)')
12
13 - legend({'ACTUAL LOAD', 'METHOD 1', 'METHOD 2', 'METHOD 3'}, 'location', 'northeast')
```

Σχήμα Α.5: Κώδικας σχεδίασης διαγράμματος καμπυλών