



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ  
ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

**Ανασκόπηση Στατιστικών Μεθόδων και Μοντέλων  
Μηχανικής Μάθησης για την Πρόβλεψη Ζήτησης  
και Ελαστικότητας στα Ευφυή Δίκτυα Ηλεκτρικής  
Ενέργειας**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Βασίλειος Μ. Σχοινάς

Επιβλέπων : Ψαρράς Ιωάννης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2022





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ  
ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

**Ανασκόπηση Στατιστικών Μεθόδων και Μοντέλων  
Μηχανικής Μάθησης για την Πρόβλεψη Ζήτησης  
και Ελαστικότητας στα Ευφυή Δίκτυα Ηλεκτρικής  
Ενέργειας**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Σχοινάς Βασίλειος

**Επιβλέπων :** Ψαρράς Ιωάννης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την ... Μαρτίου 2022.

.....  
Ι. Ψαρράς  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Δ. Ασκούνης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Χ. Δούκας  
Αναπληρωτής  
καθηγητής  
Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2022

.....  
Βασίλειος Μ. Σχοινιάς

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

Copyright © Βασίλειος Σχοινιάς, 2022

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 εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον 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.

## Περίληψη

Η αποτελεσματική πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας οφείλει να είναι μια κεντρικά σχεδιασμένη και ολοκληρωμένη διαδικασία για τον προγραμματισμό τόσο των περιοδικών λειτουργιών, όσο και της επέκτασης εγκαταστάσεων στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Οι καθημερινές λειτουργίες και αποφάσεις των μελών της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, όπως ο σχεδιασμός της παροχής καυσίμου στις συμβατικές μονάδες και η λήψη στρατηγικών αποφάσεων για την αγορά εξισορρόπησης ηλεκτρικής ενέργειας, επηρεάζονται άμεσα από τις προβλέψεις φορτίου. Οι προβλέψεις φορτίου έχουν αποκτήσει μεγάλη σημασία και εξαπλώνονται και σε άλλα επιχειρηματικά τμήματα, όπως η εμπορία ενέργειας, ο οικονομικός προγραμματισμός κ.λπ. Λόγω του παγκοσμίου, διαρκώς αυξανόμενου, ενδιαφέροντος για εφαρμογές ευφυών δικτύων, την ανάπτυξη της παγκόσμιας βιομηχανίας πληροφοριών και των νέων ενεργειακών συστημάτων, η πρόβλεψη φορτίου είναι ακόμη μεγαλύτερης σημασίας λόγω των εφαρμογών της στον προγραμματισμό της διαχείρισης της ζήτησης, της συντήρησης και προγραμματισμού αποθήκευσης, της ενσωμάτωσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, της ευστάθειας του δικτύου καθώς και την απόκριση ζήτησης και την τιμή (μεταβολή του μοτίβου χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας ανάλογα με την τιμή ή άλλα κίνητρα). Το προφίλ και η ποσότητα ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας εξαρτάται από τις καιρικές συνθήκες, την ώρα της ημέρας, ορισμένα τυχαία συμβάντα, τον τύπο της ημέρας, την κατανομημένη παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τις κυψέλες αποθήκευσης, τα ηλεκτρικά οχήματα καθώς και διάφορα προγράμματα απόκρισης ζήτησης και ενεργοποίησης ελαστικότητας. Παράλληλα, αναπτύσσονται περισσότερες τεχνικές και τεχνολογίες αξιοποίησης της πιθανής ελαστικότητας της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Προσδιορίζονται και ποσοτικοποιούνται τα μεγέθη ηλεκτρικής ενέργειας και απαραίτητων κινήτρων ώστε να υπάρξουν οι απαραίτητες αλλαγές στα προφίλ ζήτησης από τους τελικούς καταναλωτές με στόχο πληθώρα πλεονεκτημάτων (οικονομία, βελτιστοποίηση, μείωση εκπομπών, ευστάθεια κλπ.). Επομένως, η πρόβλεψη του φορτίου, καθώς και η πρόβλεψη της ελαστικότητάς του, καταλήγουν να αποτελούν ένα πολυσύνθετο, πολυπαραγοντικό, πολύπλοκο και μείζων ζήτημα. Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η συστηματική ανασκόπηση και αναφορά των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης ζήτησης και ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας στα ευφυή δίκτυα. Οι αναγνώστες θα έχουν την δυνατότητα να εντοπίσουν μεθόδους και τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί από συναδέλφους σε αντίστοιχα προβλήματα είτε σύμφωνα με το είδος των δεδομένων τα οποία βρίσκονται στην διάθεσή τους, είτε ανάλογα με τον στόχο που θέλουν να επιτύχουν (πχ ελαστικότητα από την μεριά του διαχειριστή ή του καταναλωτή, μέγιστη διείσδυση ΑΠΕ ή μείωση τιμής κλπ). Οι τεχνικές αυτές, οργανώνονται σύμφωνα με την αρχιτεκτονική τους, στον τομέα της πρόβλεψης φορτίου, και σύμφωνα με τις ιδιαιτερότητες του προβλήματος που επιλύουν, στον τομέα της πρόβλεψης ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας.

Λέξεις κλειδιά: ηλεκτρική ενέργεια, πρόβλεψη, στατιστικές μέθοδοι, μηχανική μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, ελαστικότητα ηλεκτρικής ενέργειας, υβριδικά μοντέλα, προφίλ κατανάλωσης, ευφυή δίκτυα, έξυπνοι μετρητές, συσχέτιση θερμοκρασίας κατανάλωσης, πρόβλεψη καιρού, μη επιβλεπόμενη μάθηση, βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη

## **Abstract**

Forecasting electricity demand must be a central and whole process for planning both periodic operations and facility expansion in electrical power systems successfully. The day-to-day operations of a utility company, such as fuel supply planning for conventional power units, bidding management in the electricity balancing market, and strategic decision making, are directly affected by load forecasts. Power forecasts have become very important and are spreading to other business sectors, such as energy trading, financial planning, etc. Due to the ever-increasing global interest in smart grid applications, the development of the Internet of Things (IoT), industry and power systems, load forecasting is even more important due to its applications in demand management, maintenance and storage planning, integration of renewable energy sources, grid stability, as well as demand side management. The profile and value of electricity demand, depends on various parameters such as weather conditions, time of day, type of day, random events, distributed generation from renewable energy sources, storage cells, electric vehicles as well as various demand response programs and activation of flexibility. At the same time, an increasing number of techniques and technologies are being developed to utilize the possible flexibility of electricity demand. The quantities of flexibility and the necessary incentives are determined and quantified in order to make the necessary changes in the demand profiles of the final consumers with the multitude of advantages (economy, optimization, reduction of emissions, stability, etc.). Therefore, the prediction of the load, as well as the prediction of its flexibility, end up being a complex and multifactorial major issue. The purpose of this work is the systematic review and reporting of different methods of forecasting electricity demand and flexibility in smart networks. Readers will be able to identify methods and techniques used by colleagues in relevant problems categorized either by use case or by available data. These techniques are listed based on their complexity, for the load forecasting problems, or based on the peculiarities of the problem in question, referring to the flexibility forecast.

Keywords: electricity, load forecasting, statistical methods, machine learning, neural networks, load flexibility, hybrid models, consumption profiles, smart grids, smart meters, load - temperature correlation, weather forecasting, unsupervised learning, short term forecasting



## Περιεχόμενα

Ευρετήριο Εικόνων.....	10
Εισαγωγή.....	11
Πρόλογος.....	11
Σκοπός της Εργασίας.....	12
Μεθοδολογία.....	12
Δομή.....	12
1. Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	14
1.1 Το Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	14
1.2. Δομή Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	14
1.2.1. Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	14
1.2.2. Το Σύστημα Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	16
1.2.3. Το Δίκτυο Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	16
1.3. Στόχοι και Προκλήσεις των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	16
1.3.1. Ευστάθεια.....	17
1.3.1.1. Είδη Ευστάθειας και Διαταραχών.....	18
1.3.1.2. Έλεγχος Συχνότητας.....	19
1.3.1.3. Έλεγχος Τάσης.....	20
1.4. Τα Ευφυή Δίκτυα.....	21
1.4.1. Τα Σημαντικότερα Χαρακτηριστικά ενός Ευφυούς Ηλεκτρικού Δικτύου.....	22
1.4.2. Οφέλη από τα Ευφυή Δίκτυα.....	23
1.4.3. Ευφυή Δίκτυα και Προβλέψεις.....	23
1.5. Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	24
1.5.1. Αγορά της Επόμενης Μέρας.....	24
1.5.2. Ενδοημερήσια Αγορά.....	25
1.5.3. Η Απόκριση Ζήτησης (Demand response DR) στην Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	25
1.5.3.1 Προγράμματα Απόκρισης Ζήτησης Βάση Τιμών.....	26
1.5.3.2. Προγράμματα Απόκρισης Ζήτησης Βάση Συμβολαίου.....	27
1.5.3.3. Οι Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας και η Σχέση τους με την Ανταπόκριση στη Ζήτηση..	27
1.6. Χρονοσειρές και Προβλέψεις.....	28
1.6.1. Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών.....	28
1.7 Στατιστικές Μέθοδοι.....	29
1.7.1. Αυτοπαλινδρομικά Μοντέλα Κινητού Μέσου Όρου (ARIMA).....	29
1.7.2. Άλλες Μέθοδοι.....	30
1.8. Μηχανική Μάθηση.....	30
1.8.1. Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	30



1.8.2. Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	30
1.8.3. Ημιεπιβλεπόμενη Μάθηση.....	31
1.8.4. Βαθεία Μάθηση.....	31
1.8.5.1. Συνάρτηση Ενεργοποίησης.....	32
1.8.5.2. Ροή Πληροφορίας και Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	32
1.9. Στατιστική Ανάλυση Ακρίβειας Προβλέψεων.....	33
2. Προετοιμασία Δεδομένων.....	35
2.1. Προεπεξεργασία Δεδομένων.....	35
2.1.1 Ελλείπουσες ή Μηδενικές Τιμές.....	35
2.1.2 Χρονική Εξομάλυνση.....	36
2.1.3 Ακραίες Τιμές.....	36
2.1.4 Σημεία Προσοχής για Δεδομένα Κατανάλωσης Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	37
2.1.5. Σχόλια.....	37
2.1.5.1. Συγχρονισμός Δεδομένων.....	37
2.1.5.2. Επιπλέον Σχόλια.....	37
2.2. Συσταδοποίηση.....	38
2.2.1. Χρησιμότητα της Συσταδοποίησης στην Προεπεξεργασία Ενεργειακών Δεδομένων.....	38
2.2.2. Επιλογή Αριθμού Συστάδων.....	38
2.2.3. Εναλλακτικές Μέθοδοι Συσταδοποίησης σε Ενεργειακά Δεδομένα.....	41
2.2.3.1. Ο Αλγόριθμος Συσταδοποίησης k-means.....	41
2.2.3.2. Συσταδοποίηση με Ασαφή Λογική.....	42
2.2.3.3. Ιεραρχικοί Αλγόριθμοι.....	42
2.2.3.4. Συσταδοποίηση με Αλγορίθμους Φασματικής Χαλάρωσης.....	44
2.2.3.5. Αυτό-οργανωμένοι Χάρτες.....	44
3. Ανασκόπηση Τεχνικών Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	46
3.1. Στατιστικές Μέθοδοι Πρόβλεψης Ηλεκτρικού Φορτίου.....	46
3.1.1. Σχόλια και Παρατηρήσεις.....	47
3.2. Πρόβλεψη Ηλεκτρικής Ενέργειας με Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης.....	48
3.2.1. Είσοδοι στα Μοντέλα Πρόβλεψης Νευρωνικών Δικτύων.....	48
3.2.2. Υβριδικά Μοντέλα Πρόβλεψης.....	49
3.2.2.1. Νευρωνικά Δίκτυα και Ασαφής Λογική.....	49
3.2.2.2. Νευρωνικά Δίκτυα και Ανάλυση Χρονοσειράς στο Πεδίο της Συχνότητας.....	51
3.2.2.3. Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM).....	51
3.2.2.4. Νευρωνικά Δίκτυα και Τεχνητό Ανοσοποιητικό Σύστημα.....	52
3.2.2.5. Νευρωνικά Δίκτυα και Γενετικοί Αλγόριθμοι.....	52
3.2.2.6. Νευρωνικά και Βελτιστοποίηση με την Μέθοδο Levenberg Marquardt.....	53

3.2.2.7. Συνελκτικά (CNN) και Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN).....	54
3.2.3.Σχόλια.....	55
4. Ανασκόπηση Εναλλακτικών Μεθόδων για Προσδιορισμό και Πρόβλεψη Ελαστικότητας Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	57
4.1. Ορισμός.....	57
4.2. Κριτήρια Κατηγοριοποίησης του Είδους Ελαστικότητας.....	58
4.3. Προβλήματα Προσδιορισμού Ελαστικότητας και η Λύση τους.....	60
4.3.1. Υπολογισμός Ελαστικότητας με Χρήση Δεδομένων από ήδη Εφαρμοσμένο Πρόγραμμα Απόκριση Ζήτησης.....	60
4.3.1.1. Διατύπωση Προβλήματος.....	60
4.3.1.2. Επίλυση Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	61
4.3.2. Ελαστικότητα σε Επίπεδο Συσκευής.....	64
4.3.2.1. Προσδιορισμός Προβλήματος.....	64
4.3.2.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	64
4.3.3. Ελαστικότητα σε Energy Hubs.....	67
4.3.3.1. Διατύπωση Προβλήματος.....	67
4.3.3.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	68
4.3.4. Ελαστικότητα και Θερμότητα.....	70
4.3.4.1. Περιγραφή Προβλήματος.....	70
4.3.4.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία 1.....	71
4.3.4.3. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία 2.....	72
4.3.5.Μοντελοποίηση Ελαστικότητας Μετακύλισης Ηλεκτρικού Φορτίου.....	72
4.3.5.1. Περιγραφή Προβλήματος.....	72
4.3.5.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	73
4.3.6. Αποσύνθεση Ελαστικής και Ανελαστικής Συνιστώσας Φορτίου.....	73
4.3.6.1. Περιγραφή Προβλήματος.....	73
4.3.6.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	74
4.3.7. Προσδιορισμός της Ελαστικότητας ανά Τύπο Καταναλωτή.....	74
4.3.7.1. Περιγραφή Προβλήματος.....	74
4.3.7.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	75
4.3.8. Εύρεση Σημείου Ισορροπίας Ελαστικότητας.....	76
4.3.8.1.Περιγραφή Προβλήματος.....	76
4.3.8.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	76
4.3.8. Ελαστικότητα και Αποθήκευση Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	77
4.3.8.1. Περιγραφή Προβλήματος.....	77
4.3.8.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία.....	77
4.4. Σχόλια.....	78
Παράρτημα (Frameworks).....	79

Βιβλιογραφία.....80

## Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1 Παράδειγμα χρήσης του εργαλείου connectedpapers με επιλογή δημοσίευσης που αφορά την απόκριση ζήτησης.....	13
Εικόνα 2 Αντιπαραβολή χαρακτηριστικών ευφυούς και συμβατικού δικτύου .....	22
Εικόνα 3 Κατηγορίες μεθόδων και τεχνικών απόκρισης ζήτησης .....	28
Εικόνα 4 Η μέθοδος του αγκώνα.....	39
Εικόνα 5 Η μέθοδος του αγκώνα.....	41
Εικόνα 6 Τυπικές εισοδοί ενός μοντέλου πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας.....	49
Εικόνα 7 Μέθοδοι και τεχνολογίες παροχής ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας.....	58
Εικόνα 8 Κατηγοριοποίηση φορτίων.....	59
Εικόνα 9 Τεχνολογίες που επιτρέπουν την παροχή ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας.....	60
Εικόνα 10 Τυπική χρονική περίοδος επίδρασης σήματος απόκρισης ζήτησης.....	62
Εικόνα 11 Ανάλυση χρονοσειράς υψηλής συχνότητας σε επί μέρους ενεργοποιήσεις φορτίων.....	66
Εικόνα 12 Ανάλυση χρονοσειράς χαμηλής συχνότητας σε επί μέρους ενεργοποιήσεις φορτίων.....	67
Εικόνα 13 Κατηγοριοποίηση μεταβολής φορτίων.....	68
Εικόνα 14 Πιθανά σενάρια εξέλιξης του προφίλ φορτίου.....	69
Εικόνα 15 Ψυκτική προφόρτιση και εκφόρτιση.....	71
Εικόνα 16 Δυναμικότητα και κορεσμός της δυνατότητας ελαστικότητας.....	72
Εικόνα 17 Εφαρμογή προγράμματος απόκρισης ζήτησης.....	76

# Εισαγωγή

## Πρόλογος

Η πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί μια κεντρική και ολοκληρωμένη διαδικασία για τον προγραμματισμό τόσο των περιοδικών λειτουργιών, όσο και της επέκτασης εγκαταστάσεων στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Η εύρεση ενός κατάλληλου μοντέλου πρόβλεψης για ένα συγκεκριμένο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας δεν είναι εύκολη υπόθεση. Σε μεγάλα μεγέθη η διαδικασία μερικές φορές γίνεται πιο εύκολη λόγω της αντιστάθμισης των επιμέρους σφαλμάτων. Αν και έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι πρόβλεψης, δεν συνηθίζεται η χρήση μία και μοναδικής για όλα τα προφίλ ζήτησης.

Οι καθημερινές λειτουργίες μιας ηλεκτρικής εταιρείας κοινής ωφελείας, όπως ο σχεδιασμός της παροχής καυσίμου στις συμβατικές μονάδες και η λήψη στρατηγικών αποφάσεων για την αγορά εξισορρόπησης ηλεκτρικής ενέργειας, επηρεάζονται άμεσα από τις προβλέψεις φορτίου. Οι προβλέψεις φορτίου έχουν αποκτήσει μεγάλη σημασία και εξαπλώνονται και σε άλλα επιχειρηματικά τμήματα, όπως η εμπορία ενέργειας, ο οικονομικός προγραμματισμός κ.λπ. Ακόμα, λόγω του παγκοσμίου, διαρκώς αυξανόμενου, ενδιαφέροντος για εφαρμογές ευφυών δικτύων, την ανάπτυξη της παγκόσμιας βιομηχανίας πληροφοριών και των νέων ενεργειακών συστημάτων, η πρόβλεψη φορτίου είναι ακόμη μεγαλύτερης σημασίας λόγω των εφαρμογών της στον προγραμματισμό της διαχείρισης της ζήτησης, της συντήρησης και προγραμματισμού αποθήκευσης, της ενσωμάτωσης ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, της ευστάθειας του δικτύου, καθώς και την απόκριση ζήτησης και την τιμή (μεταβολή του μοτίβου χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας ανάλογα με την τιμή ή άλλα κίνητρα). Οι καταναλωτές χρησιμοποιούν ηλεκτρική ενέργεια για διάφορους σκοπούς, όπως θέρμανση νερού, ψύξη και θέρμανση χώρων, λειτουργία μηχανημάτων κ.λπ. Δηλαδή τόσο για να αυξήσουν το βιοτικό επίπεδο άνεσης τους, όσο και για επαγγελματική, βιομηχανική, εμπορική χρήση και δραστηριότητα. Το προφίλ και η ποσότητα ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας εξαρτάται από τις καιρικές συνθήκες (ενεργοποίηση AC σε υψηλές θερμοκρασίες), την ώρα της ημέρας (σβήσιμο φώτων κατά τη διάρκεια της ημέρας), ορισμένα τυχαία συμβάντα (άνοιγμα τηλεοράσεων κατά τη διάρκεια αγώνων ποδοσφαίρου), τον τύπο της ημέρας (εργάσιμη ή όχι), την κατανομημένη παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, τις κυψέλες αποθήκευσης, τα ηλεκτρικά οχήματα καθώς και διάφορα προγράμματα απόκρισης ζήτησης και ενεργοποίησης ελαστικότητας. Παράλληλα, αναπτύσσονται περισσότερες τεχνικές και τεχνολογίες αξιοποίησης της πιθανής ελαστικότητας της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Προσδιορίζονται και ποσοτικοποιούνται τα μεγέθη ηλεκτρικής ενέργειας και απαραίτητων κινήτρων ώστε να υπάρξουν οι απαραίτητες αλλαγές στα προφίλ ζήτησης από τους τελικούς καταναλωτές με στόχο πληθώρα πλεονεκτημάτων (οικονομία, βελτιστοποίηση, μείωση εκπομπών, ευστάθεια κλπ.). Σε συνδυασμό λοιπόν της αναδιάρθρωσης των αγορών ενέργειας, καθώς και όλων των παραπάνω που είναι υπεύθυνα για τις διακυμάνσεις στη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας του καταναλωτή σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα, η πρόβλεψη του φορτίου, καθώς και η πρόβλεψη της ελαστικότητάς του, καταλήγουν να αποτελούν ένα πολυσύνθετο, πολυπαραγοντικό, πολύπλοκο και μείζων ζήτημα.

Η μελέτη της πρόβλεψης φορτίου αποκτά μεγαλύτερη σημασία στην σύγχρονη εποχή, ιδιαίτερα με τη χρήση και την ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και σταθμών αποθήκευσης ενέργειας. Η πρόβλεψη φορτίου στοχεύει στην εκτίμηση της ισχύος ή της ενέργειας που απαιτείται για κάλυψη ενός συγκεκριμένου φορτίου, ενώ η πρόβλεψη της ελαστικότητας αποτελεί ένα πλαίσιο που μπορεί να δεχθεί ποικιλία προσεγγίσεων, κυρίως ανάλογα με την προσέγγιση του ερευνητή και το κριτήριο βελτιστοποίησης. Για τους παραπάνω λόγους, παρουσιάζει πολύ ενδιαφέρον μία προσπάθεια παρουσίασης των τεχνικών πρόβλεψης της ζήτησης και της ελαστικότητας της ηλεκτρικής ενέργειας στα ευφυή δίκτυα.

## Σκοπός της Εργασίας

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η συστηματική ανασκόπηση και αναφορά των διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης ζήτησης και ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας στα ευφυή δίκτυα. Η εργασία αυτή φιλοδοξεί να αποτελέσει ένα εργαλείο για ερευνητές που θέλουν να ασχοληθούν με το εν λόγω αντικείμενο. Οι ερευνητές αυτοί, είτε ακαδημαϊκοί, είτε εμπορικοί, είτε βιομηχανικοί, θα έχουν την δυνατότητα να εντοπίσουν μεθόδους και τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί από συναδέλφους σε αντίστοιχα προβλήματα. Η αντιστοιχία αυτή κρίνεται είτε σύμφωνα με το είδος των δεδομένων τα οποία βρίσκονται στην διάθεσή τους, είτε ανάλογα τον στόχο που θέλουν να επιτύχουν (πχ ελαστικότητα από την μεριά του διαχειριστή ή του καταναλωτή, μέγιστη διείσδυση ΑΠΕ ή μείωση τιμής κλπ). Οι τεχνικές αυτές είναι διαφορετικές όσον αφορά την πολυπλοκότητα και την αποτελεσματικότητά τους, προσφέροντας την ευκαιρία για επιλογή της κατάλληλης μεθόδου ανάλογα το επίπεδο ανάλυσης που απαιτείται. Παράλληλα, καθώς στην σύγχρονη εποχή, πολλές φορές τα δεδομένα κοστίζουν είτε χρηματικά είτε χρονικά για την απόκτησή τους, η εργασία αυτή θα αποτελεί σημείο αναφοράς της αποτελεσματικότητας χρήσης των εν λόγω δεδομένων. Δηλαδή ένας ερευνητής θα μπορεί να συμπεράνει ποια δεδομένα θα ήταν πιο αποτελεσματικό να συλλέξει προκειμένου να επιτύχει τον επιθυμητό στόχο του, κρίνοντας από την ανάλογη βιβλιογραφική ανασκόπηση (πχ συγκεκριμένα δεδομένα καιρού, τύπος κτηρίων κλπ). Σε ότι αφορά την πρόβλεψη φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας, η εργασία επικεντρώνεται σε μοντέλα με βραχυπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης (από μερικά λεπτά έως 36 ώρες, short term load forecasting), καθώς αυτός παρουσιάζει την μεγαλύτερη εφαρμογή στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας (επόμενης ημέρας και ενδοημερήσια).

## Μεθοδολογία

Για πληρότητα της προσέγγισης του αντικείμενου χρησιμοποιήθηκε το διαδικτυακό εργαλείο *connectedpapers*<sup>1</sup>. Χάρη στο εργαλείο αυτό, μπορούν να χαρτογραφηθούν δημοσιεύσεις σχετιζόμενες με το αντικείμενο ενδιαφέροντος, ανάλογα με την μεταξύ τους συσχέτιση (ένταση ίχνους γραμμής), ανάλογα με τις αναφορές στην κάθε μία (μέγεθος κύκλου), ανάλογα με την χρονολογία που πραγματοποιήθηκε η δημοσίευση (όσο πιο σκούρο χρώμα τόσο πιο πρόσφατη). (βλ. Εικόνα 1)

Αρχικά πραγματοποιήθηκε εντοπισμός των εν λόγω άρθρων και δημοσιευμάτων μέσω του *Google Scholar*<sup>2</sup>, ύστερα από αναζήτηση λέξεων «κλειδιά» (πχ *energy flexibility*, *load forecasting*). Έμφαση δόθηκε στις πιο πρόσφατες, σε αυτές που έχουν αναφερθεί ως παραπομπές πιο συχνά, σε αυτές που έχουν δημοσιευθεί στα πιο επιφανή επιστημονικά περιοδικά και συνέδρια καθώς και σε αυτές που παρουσίασαν κάποιο επιστημονικό ενδιαφέρον και κρίθηκε απαραίτητη η ένταξη τους για την πληρότητα της παρούσας ανάλυσης<sup>3</sup>.

Πιο αναλυτικά η διαδικασία της επιλογής περιλάμβανε:

- Προσδιορισμός τίτλων σχετικών με το θέμα από βάσεις δεδομένων δημοσιεύσεων και βιβλίων
- Αφαίρεση τυχών διπλοεγγραφών
- Αφαίρεση τίτλων και άρθρων σε γλώσσα διαφορετική των Αγγλικών καθώς και τίτλων που εν τέλει δεν είχαν την επιθυμητή συνάφεια με το θέμα
- Αφαίρεση τίτλων με ελλιπείς πληροφορίες
- Διαλογή τίτλων σύμφωνα με την χρονολογία, δημοσίευση κλπ (*connected papers*).

## Δομή

Η δομή της παρούσας εργασίας οργανώθηκε ως εξής:

- Στο 1<sup>ο</sup> κεφάλαιο παρουσιάζεται το θεωρητικό γνωστικό υπόβαθρο που απαιτείται για την κατανόηση της βαρύτητας του προβλήματος της πρόβλεψης παραγωγής και ελαστικότητας

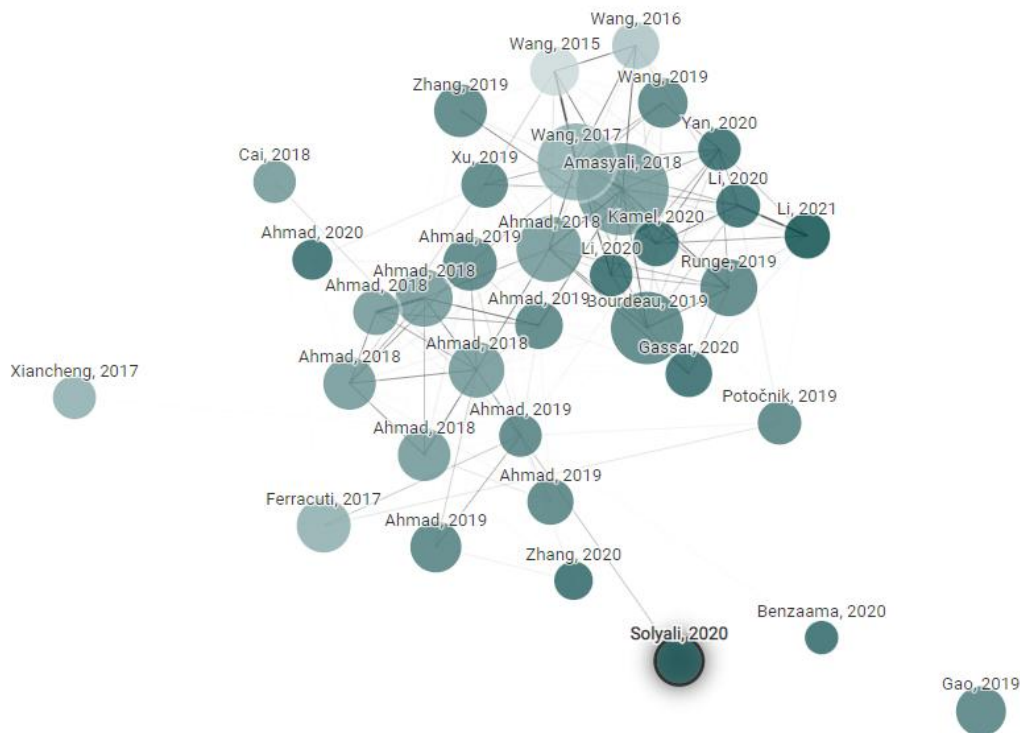
<sup>1</sup> <https://www.connectedpapers.com/> [1]

<sup>2</sup> <https://scholar.google.com/>

<sup>3</sup> Σημείωση: Η μη περιλήψη, κάποιων προσεγγίσεων και άρθρων δεν συνεπάγεται αυτόματα την ανεπάρκεια ή αδυναμία των εν λόγω δημοσιεύσεων.

της ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και το πλαίσιο και οι κανόνες στους οποίους χρειάζεται να λειτουργήσει. Αυτό περιλαμβάνει την δομή και λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, τα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών καθώς και μία εισαγωγή στα στατιστικά μοντέλα και τα νευρωνικά δίκτυα, που αποτέλεσαν την κύρια μέθοδο πρόβλεψης. Η ανάλυση αυτή δεν είναι εξαντλητική και ο αναγνώστης ενθαρρύνεται να ανατρέξει σε αντίστοιχη βιβλιογραφία για οποιαδήποτε θέματα δεν καλυφθούν.

- Στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο αφού έχει οριοθετηθεί το πρόβλημα που επιζητά επίλυση, αναλύονται οι μέθοδοι προετοιμασίας, προεπεξεργασίας και οργάνωσης των δεδομένων που συλλέγονται.
- Στο 3<sup>ο</sup> κεφάλαιο παρουσιάζονται τα μοντέλα πρόβλεψης φορτίου οργανωμένα σύμφωνα με την πολυπλοκότητα και την αρχιτεκτονική τους.
- Στο 4<sup>ο</sup> κεφάλαιο παρουσιάζονται τα μοντέλα πρόβλεψης ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας οργανωμένα σύμφωνα με την ιδιαιτερότητα του προβλήματος που επιλύουν όπως αυτό αναλύεται στο εν λόγω κεφάλαιο.
- Στο Παράρτημα αναφέρονται κάποια frameworks που ενδέχεται να φανούν χρήσιμα σε κάποιον ερευνητή που θέλει να αναπτύξει δικά του μοντέλα.



Εικόνα 1 Παράδειγμα χρήσης του εργαλείου *connectedpapers* με επιλογή δημοσίευσης που αφορά την απόκριση ζήτησης

# 1. Θεωρητικό Υπόβαθρο

## 1.1 Το Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ως ηλεκτρική ενέργεια ορίζεται η μορφή ενέργειας που συνδέεται με την κίνηση ή παρουσία ηλεκτρικών φορτίων και φορτισμένων σωματιδίων. Οι σημερινές κοινωνίες, και ιδιαίτερα η ανθρώπινη δραστηριότητα στους αστικούς ιστούς, βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στην χρήση της καθώς αυτή παρουσιάζει πληθώρα πλεονεκτημάτων. Μερικά από αυτά, είναι η εύκολη και αποδοτική μεταφορά της, οι μεγάλοι συντελεστές ισχύος στην χρήση της και η δυνατότητα για σχετικά καθαρή χρήση της χωρίς ρύπους.[2]

Τα τελευταία χρόνια η διεύθυνση της ηλεκτρικής ενέργειας στην συνολική τελική ενεργειακή κατανάλωση καθώς και ο ρυθμός αύξησής της διαρκώς μεγαλώνουν. [3]

Παράλληλα, με την διαρκή πρόοδο της επιστήμης, νέες τεχνολογίες κάνουν όλο και πιο εύκολη την μετατροπή και εκμετάλλευσή ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ηλιακή, αιολική) με χρήση κατάλληλων διατάξεων. Το παραπάνω καθιστά δυνατή την μείωση της περιβαλλοντικής καταστροφής και φαινομένων που συνεισφέρουν σε αυτήν (φαινόμενο θερμοκηπίου κλπ.). [4]

## 1.2. Δομή Συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας

Τα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΣΗΕ) στις συμβατικές του μορφές μπορούν να διακριθούν σε 3 βασικές λειτουργίες. Το σύστημα της παραγωγής, της μεταφοράς και της διανομής.[5]

### 1.2.1. Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η παραγωγή της Ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται κυρίως χάρη στην μετατροπή μίας αρχικής μορφής ενέργειας (πετρέλαιο, φυσικό αέριο, μορφές άνθρακα) σε μηχανική, και στην συνέχεια σε ηλεκτρική μέσω μηχανών και στρόβιλων. Οι θερμικοί σταθμοί παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας αξιοποιούν γνωστές αλληλουχίες θερμοδυναμικών μεταβολών σε ένα σύστημα, τους λεγόμενους θερμοδυναμικούς κύκλους.

Η συμβατική συγκρότηση ενός ατμοηλεκτρικού σταθμού παραγωγής αποτελείται από τον λέβητα στον οποίο γίνεται η καύση του καυσίμου και η παραγωγή του ατμού (εξωτερική καύση). Στην συνέχεια η θερμική ενέργεια του ατμού μετατρέπεται σε κινητική στον ατμοστρόβιλο ο οποίος με την σειρά του κινεί τον δρομέα της γεννήτριας και επιτυγχάνεται η μετατροπή σε ηλεκτρική ενέργεια. Ο ατμός μετά τον στρόβιλο εισάγεται στον συμπυκνωτή (ψυγείο) και με την βοήθεια αντλιών μεταφέρεται ξανά στον λέβητα στην μορφή νερού για να επαναληφθεί η διαδικασία. Η θερμική παραγωγή χαρακτηρίζεται ως έμμεσος τρόπος παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας καθώς προηγούνται δύο στάδια μετατροπών. Οι ατμοηλεκτρικοί σταθμοί χαρακτηρίζονται από σχετικά χαμηλούς βαθμούς απόδοσης για αυτό συνήθως γίνονται προσπάθειες με την συνδυασμένη παραγωγή θερμότητας και ηλεκτρισμού, καθώς και εισαγωγή πολλών βαθμίδων στρόβιλων για την αύξηση αυτής. Τέτοιες μονάδες χρησιμοποιούνται συνήθως ως μονάδες βάσης.[6]

Οι αεριοστρόβιλοί σταθμοί (όπως και οι ντιζελογεννήτριες) αποτελούν μηχανές εσωτερικής καύσης. Χρησιμοποιούν την θερμότητα που παράγεται από την καύση ενός καυσίμου (πετρέλαιο, φυσικό αέριο) σε μηχανική ισχύ. Ο συμπιεστής απορροφά ατμοσφαιρικό αέρα και τον οδηγεί στον θάλαμο καύσης όπου γίνεται η ανάμιξη με το καύσιμο και η καύση. Τα καυσαέρια εκτονώνονται στο στρόβιλο ο οποίος κινεί τον δρομέα της γεννήτριας με τον άξονα του. Για αύξηση του βαθμού απόδοσης συνήθως υπάρχουν μονάδες συνδυασμένου κύκλου και συμπαραγωγής ώστε να αξιοποιείται η υψηλή θερμοκρασία των καυσαερίων. Οι σταθμοί αυτοί είναι συνήθως μικρής εγκατεστημένης ισχύος ( οι αεριοστρόβιλοι είναι λίγο μεγαλύτερης) και χρησιμοποιούνται για την κάλυψη φορτίων αιχμής, σε απότομες μεταβολές φορτίου καθώς και σε νησιωτικά συστήματα που δεν ανήκουν στο διασυνδεδεμένο δίκτυο. Χαρακτηρίζονται από την δυνατότητα για την γρήγορα απόδοση της ονομαστικής τους παραγωγής.[7]



Οι πυρηνικοί σταθμοί ακολουθούν την διάταξη ενός ατμοηλεκτρικού σταθμού με την κύρια διαφορά να βρίσκεται στην μέθοδο παραγωγής του ατμού. Αυτή γίνεται αξιοποιώντας την θερμότητα που εκλύεται από έναν πυρηνικό αντιδραστήρα. Χαρακτηρίζονται από τον αρκετά μικρό τους όγκο σε σχέση με την δυνατότητα παραγωγής τους και το μεγάλο κόστος κατασκευής τους. Το κόστος λειτουργίας τους όμως είναι σημαντικά μικρό οπότε λειτουργούν συνήθως ως μονάδες βάσης.[8]

Οι υδροηλεκτρικοί σταθμοί εκμεταλλεύονται την δυναμική ενέργεια του νερού (υδραυλική ενέργεια), η οποία προκαλεί ροή του νερού (κινητική) και στην συνέχεια κινεί έναν υδροστρόβιλο/γεννήτρια. Οι υδροστρόβιλοι εκμεταλλεύονται είτε την φυσική ροή ενός ποταμού είτε την ρυθμιζόμενη ροή έπειτα από την κατασκευή ενός ταμιευτήρα. Ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι σταθμοί με δύο φράγματα (αντλητικοί), που σε ώρες χαμηλού φορτίου αντλούν νερό από την χαμηλότερη δεξαμενή στην υψηλότερη, ώστε να υπάρχει περίσσεια στις αιχμές φορτίου. Με αυτόν τον τρόπο βελτιώνεται ο συντελεστής φορτίου του συστήματος (λόγος της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας προς την μέγιστη εάν διαρκώς υπήρχε ζήτηση του φορτίου αιχμής) και επιτυγχάνεται η μεγαλύτερη διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Λόγω της στιβαρότητας, της αξιοπιστίας, του μικρού κόστους συντήρησης και λειτουργίας, του μεγάλου χρόνου ζωής καθώς και του μικρού χρόνου απόκρισης, τα υδροηλεκτρικά μπορούν να λειτουργήσουν και ως μονάδες βάσης αλλά και ως μονάδες αιχμής. Τα κύρια μειονεκτήματά τους έγκεινται στο μεγάλο κόστος κατασκευής και εγκατάστασης, στις μεγάλες περιβαλλοντικές μεταβολές στον χώρο που δημιουργείται μία τεχνητή λίμνη καθώς και η ανάγκη για ταυτόχρονη κάλυψη και άλλων συνδυασμένων αναγκών (άρδευση, ύδρευση).[9]

Η βιομάζα συγκαταλέγεται στις ΑΠΕ (Ανανεώσιμες πηγές ενέργειας) και χρησιμοποιείται για να περιγράψει αγροτικά προϊόντα, ξυλεία, δασικά, ζωικά, αστικά και υδρόβια απόβλητα και υπολείμματα. Μέσω συγκεκριμένων διεργασιών η βιομάζα μετατρέπεται σε θερμική ενέργεια ή σε υγρό/αέριο καύσιμο.[10]

Οι φωτοβολταϊκοί σταθμοί ή πάρκα αποτελούνται από φωτοβολταϊκό πλαίσια τα οποία εκμεταλλεύονται το φωτοβολταϊκό φαινόμενο και παράγουν ηλεκτρική ενέργεια από τις προσπίπτουσες ηλιακές ακτίνες πάνω στις ηλιακές κυψέλες αποτελούμενες συνήθως από πυρίτιο ή άλλα ημιαγωγικά στοιχεία. Στην συνέχεια η διάταξη συνήθως περιλαμβάνει έναν αντιστροφέα (για την μετατροπή συνεχούς σε εναλλασσόμενο ρεύμα) καθώς και ρυθμιστές εντάσεως και τάσης. Ανάλογα την χρήση μπορεί να παρουσιάζονται και συσσωρευτές (μπαταρίες) για την αποθήκευση της αναφερόμενης ενέργειας. Τα τελευταία χρόνια γίνεται διαρκής ανάπτυξη της τεχνολογίας και των τεχνικών των φωτοβολταϊκών ώστε να περιοριστούν τα κύρια μειονεκτήματά τους. Αυτά αφορούν το υψηλό κόστος κατασκευής τους, η αδυναμία ανακύκλωσης αρκετών μερών τους και η στοχαστική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.[11]

Τα αιολικά πάρκα αποτελούνται από συστοιχίες ανεμογεννητριών που αξιοποιούν την κινητική ενέργεια του ανέμου, την μετατρέπουν σε μηχανική και στην συνέχεια σε ηλεκτρική. Η αιολική ενέργεια έχει έναν από τους μεγαλύτερους ρυθμούς ανάπτυξης στην χώρα μας<sup>4</sup> αλλά και στον κόσμο. Η παραγωγή της ηλεκτρικής ενέργειας εξαρτάται από την ταχύτητα, την διεύθυνση καθώς και τα φυσικά χαρακτηριστικά της κάθε εγκατεστημένης ανεμογεννήτριας. Οι ανεμογεννήτριες διαφέρουν ανάλογα τα χαρακτηριστικά τους (μεταβλητών στροφών και βήματος ή μη, ύψος, μήκος ακροπτερυγίου) και τις θέσεις εγκατάστασής τους (χερσαία ή παράκτια). Η επιλογή θέσεως εγκατάστασης ενός πάρκου είναι ένα πολυσύνθετο πρόβλημα που λαμβάνει υπόψιν το αιολικό δυναμικό στην θέση αυτή, τις περιβαλλοντικές επιπτώσεις καθώς και τα χαρακτηριστικά δυνατότητας σύνδεσης στο δίκτυο. Με την ανάπτυξη των ηλεκτρονικών ισχύος αλλά και των τεχνικών αποθήκευσης της ηλεκτρικής ενέργειας επιτυγχάνεται η ολοένα και αυξανόμενη διείσδυση της παραγωγής από αιολικά πάρκα στο δίκτυο.[12]

Σε μικρότερο βαθμό υπάρχουν και άλλες τεχνικές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας όπως οι κυψέλες καυσίμου, ή γεωθερμική ενέργεια, η παλιρροϊκή και η ηλιοθερμική.

---

<sup>4</sup> <https://geo.rae.gr/>

### 1.2.2. Το Σύστημα Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Το σύστημα μεταφοράς αποτελείται από ένα σύνολο εγκαταστάσεων με σκοπό τον έλεγχο και την λειτουργία των μέσων μεταφοράς της ηλεκτρικής ενέργειας από την έξοδο των σταθμών παραγωγής μέχρι τους υποσταθμούς τροφοδότησης μεγάλων κέντρων κατανάλωσης και έναρξης των δικτύων διανομής. Πολλοί μεγάλοι καταναλωτές όπως μεγάλες βιομηχανικές εγκαταστάσεις τροφοδοτούνται κατευθείαν από το σύστημα μεταφοράς έχοντας εσωτερικούς μετασχηματιστές υποβιβασμού σε Μέση Τάση ή Χαμηλή Τάση όπου αυτό χρειάζεται. Η μεταφορά της ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται κυρίως με την χρήση εναλλασσόμενου ρεύματος καθώς οι μηχανές παραγωγής είναι και αυτές κυρίως εναλλασσόμενου ρεύματος (σύγχρονες και ασύγχρονες) και επειδή με σχετικά απλές διατάξεις μετασχηματιστών μπορεί να επιτευχθεί πολύ αποδοτική μεταφορά ισχύος. Η ισχύς που μπορεί να μεταφερθεί από μία γραμμή μεταφοράς είναι ανάλογη προς το τετράγωνο της τάσης και επιπλέον οι θερμικές απώλειες είναι ανάλογες με το τετράγωνο του ρεύματος. Η ηλεκτρική ισχύς (P) ορίζεται ως το γινόμενο της τάσης (V) επί της έντασης (I). Έτσι με τους μετασχηματιστές τάσης, επιτυγχάνεται μείωση του ρεύματος και συνεπώς των θερμικών απωλειών (και αύξηση των διηλεκτρικών απωλειών). Για αυτό τον λόγο η μεταφορά γίνεται σε επίπεδα υψηλής ή υπερύψηλης τάσης ( $\geq 400\text{kV}$ ). Το κόστος εγκατάστασης των γραμμών μεταφοράς αυξάνει με την αύξηση της τάσης ώστε υπάρχει μία εκάστοτε τιμή που αποτελεί την βέλτιστη τάση μεταφοράς με τα σύγχρονα δεδομένα. Με την ανάπτυξη των ηλεκτρονικών ισχύος γίνεται όλο και μεγαλύτερη εμφάνιση των συστημάτων μεταφοράς με σταθερή τάση (DC) συνεχούς ρεύματος βοηθώντας στην σταθερότητα του δικτύου και μειώνοντας το κόστος των αγωγών έναντι του τριφασικού εναλλασσόμενου. [13]

### 1.2.3. Το Δίκτυο Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ο όρος διανομή ηλεκτρικής ενέργειας αφορά το σύνολο των διαδικασιών λειτουργίας και ελέγχου με τις οποίες η ηλεκτρική ενέργεια διανέμεται στους συνήθεις καταναλωτές. Τα δίκτυα διανομής περιλαμβάνουν τις γραμμές ηλεκτρικής ενέργειας, μέσω των οποίων αυτή φτάνει στους καταναλωτές και τους υποσταθμούς υποβιβασμού της τάσης, οι οποίοι τις συνδέουν με το σύστημα μεταφοράς. Τα δίκτυα διανομής φτάνουν μέχρι το μετρητή της παρεχόμενης στον καταναλωτή ενέργειας (ή και ισχύος). Η διάκριση μεταξύ μεταφοράς και διανομής διαφέρει από χώρα σε χώρα. Η συνεχής αύξηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας και η παράλληλη τεχνολογική εξέλιξη των υλικών οδήγησαν στη χρησιμοποίηση όλο και υψηλότερων τάσεων για τη διανομή, όπως άλλωστε και για τη μεταφορά. Οι απώλειες ενέργειας στο επίπεδο της διανομής είναι περίπου διπλάσιες απ' ό,τι στο επίπεδο της μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας μεταξύ άλλων λόγω της χαμηλότερης τάσης και της υψηλότερης έντασης. Επιπρόσθετα είναι μεγαλύτερο το πλήθος των στοιχείων που αποτελούν τις διατάξεις αυτές. Η κατασκευαστική διαμόρφωση των δικτύων διανομής συνδέεται άμεσα με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά δόμησης των πόλεων και, γενικότερα, με τον τρόπο χωροταξικής διαμόρφωσης κάθε χώρας. Τα δίκτυα διανομής διακρίνονται, ανάλογα με την τάση σε δίκτυα υψηλής τάσης (60-150 kV), δίκτυα μέσης τάσης (1-60 kV) και χαμηλής τάσης (100-1000 V). Τα τελευταία χρόνια, οι εναέριες γραμμές χαμηλής τάσης κατασκευάζονται, σε ολόένα αυξανόμενο ποσοστό, με μονωμένους αγωγούς, με τάση κατάρτησης των γυμνών αγωγών. Κατ' αυτόν τον τρόπο, αυξάνεται η ασφάλεια λειτουργίας και μειώνεται η όχληση στο περιβάλλον. Επίσης, πολύ συχνά, ιδίως στα προάστια των πόλεων, τα δίκτυα μέσης και χαμηλής κατασκευάζονται μερικά, δηλαδή μερικώς υπόγεια και μερικώς εναέρια. Οι υποσταθμοί υποβιβασμού της μέσης σε χαμηλή τάση των υπόγειων δικτύων κατασκευάζονται συνήθως στα υπόγεια πολυκατοικιών ή κάτω από τα πεζοδρόμια ή τις πλατείες. Σπανιότερα οι υποσταθμοί υποβιβασμού κατασκευάζονται επίγειοι εντός οικίσκων. [13]

## 1.3. Στόχοι και Προκλήσεις των Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Συγκεντρωτικά, τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να ανταποκρίνονται στις ακόλουθες προκλήσεις:

- Η ηλεκτρική ενέργεια πρέπει να παράγεται τη στιγμή ακριβώς που ζητείται, γιατί δεν υπάρχει ακόμα οικονομικός τρόπος αποθήκευσής της σε ευρεία κλίμακα. Αυτό συνεπάγεται προηγμένες μεθόδους πρόβλεψης των φορτίων και ταχείες μεθόδους ελέγχου. Ακόμα και με την ανάπτυξη της τεχνολογίας και την αύξηση των εναλλακτικών αποθήκευσης ηλεκτρικής ενέργειας, απαιτούνται αποτελεσματικές μέθοδοι πρόβλεψης για την βέλτιστη χρησιμοποίηση των συσσωρευτών και των άλλων διατάξεων.

- Οι καταναλωτές αναμένουν από τις ηλεκτρικές εταιρείες αξιοπιστία κοντά στο 100% στην τροφοδότησή τους. Το υψηλό κόστος παραγωγής και μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και η παρέμβαση στο περιβάλλον από τις βιομηχανικές εγκαταστάσεις, καθιστούν απαγορευτική την κατασκευή υπέρμετρου αριθμού εφεδρικών εγκαταστάσεων (γεννητριών, μετασχηματιστών, γραμμών μεταφοράς), συνεπώς απαιτείται η βέλτιστη αξιοποίηση του υπάρχοντος εξοπλισμού.

- Οι θερμικοί σταθμοί απαιτούν συνήθως για την κατασκευή τους μία χρονική περίοδο της τάξης των 3-5 ετών και οι πυρηνικοί σταθμοί ακόμη περισσότερο. Έτσι, οι μηχανικοί που σχεδιάζουν ένα σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας πρέπει να πάρουν αποφάσεις για την επέκταση του συστήματος με ένα χρονικό ορίζοντα 15-20 ετών.[13]

- Απαιτείται η μέγιστη συνεισφορά από τον τομέα της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας στην επίλυση προβλημάτων που προκύπτουν από την κλιματική κρίση και κλιματικά αλλαγή.

Η αδιάλλευτη εξυπηρέτηση των φορτίων και επομένως η ευστάθεια του δικτύου αποτελεί την πρόκληση που αφορά τον βραχυπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα. Επομένως είναι το κεντρικό ζήτημα γύρω από την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας που επίσης αφορά βραχυπρόθεσμο ορίζοντα. Επομένως η ευστάθεια θα αναλυθεί περαιτέρω στα πλαίσια αυτής της εργασίας.

### 1.3.1.Ευστάθεια

Το ρεύμα που ρέει σε μία γεννήτρια εναλλασσόμενου ρεύματος ή έναν σύγχρονο κινητήρα εξαρτάται από το μέγεθος της παραγόμενης (ή εσωτερικής) τάσης της, από τη γωνία φάσης μεταξύ της εσωτερικής τάσης σε σχέση με τη γωνία φάσης της τάσης του δικτύου στο σύστημα, και από τα χαρακτηριστικά του δικτύου και των φορτίων. Για παράδειγμα, δύο γεννήτριες εναλλασσόμενου ρεύματος που λειτουργούν παράλληλα αλλά χωρίς συνδέσεις εξωτερικού κυκλώματος εκτός από το κύκλωμα παράλληλης σύνδεσής τους, δεν θα φέρουν ρεύμα εάν οι εσωτερικές τάσεις τους είναι ίσες σε μέγεθος και σε φάση. Εάν οι εσωτερικές τάσεις τους είναι ίσες σε μέγεθος αλλά διαφορετικές σε φάση, η διαφορά τάσης τους δεν θα είναι μηδέν και θα ρέει ρεύμα. Η μία μηχανή θα παρέχει ισχύ στην άλλη, η οποία θα λειτουργεί ως κινητήρας και όχι ως γεννήτρια.[14]

Οι φασικές γωνίες των εσωτερικών τάσεων εξαρτώνται από τις σχετικές θέσεις των στροφείων των μηχανών. Εάν δεν επιτευχθεί ο συγχρονισμός μεταξύ των γεννητριών ενός συστήματος ισχύος, οι γωνίες φάσης των εσωτερικών τους τάσεων θα μεταβάλλονται συνεχώς μεταξύ τους και η ικανοποιητική λειτουργία θα είναι αδύνατη. Οι γωνίες φάσης των εσωτερικών τάσεων των σύγχρονων μηχανών παραμένουν σταθερές μόνο εφόσον οι ταχύτητες των διαφόρων μηχανών παραμένουν σταθερές στην ταχύτητα που αντιστοιχεί στη συχνότητα της φάσης αναφοράς. Όταν το φορτίο σε οποιαδήποτε γεννήτρια, ή στο σύστημα στο σύνολό του αλλάζει, το ρεύμα στη γεννήτρια ή σε όλο το σύστημα, αλλάζει.

Η διατήρηση του συντονισμού μεταξύ των γεννητριών αποτελεί προϋπόθεση για την ομαλή λειτουργία του συστήματος. Η κατάσταση κατά την οποία όλες οι γεννήτριες είναι και παραμένουν σε συγχρονισμό αποτελεί μία κατάσταση κανονικής λειτουργίας για το Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας. Σε περίπτωση που έστω και μια γεννήτρια του συστήματος επιταχύνεται πέρα από τη σύγχρονη ταχύτητα και οδηγείται σε αποσυνχρονισμό, το Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας θεωρείται σε κατάσταση αστάθειας. Η αστάθεια αυτή επιτείνεται από το γεγονός ότι όταν μια σύγχρονη μηχανή χάσει το συγχρονισμό της παράγονται ρεύματα πολύ μεγάλης τιμής, τα οποία θα μπορούσαν να καταστρέψουν την ίδια τη μηχανή ή κάποια άλλη συνιστώσα του συστήματος, αν δεν παρεμβούν το μέσα προστασίας με το αυτόματο άνοιγμα των κατάλληλων διακοπών ισχύος. Το άνοιγμα των διακοπών οδηγεί με τη σειρά του στην απώλεια της συνέχειας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και κατά συνέπεια μια κατάσταση αστάθειας μπορεί να οδηγήσει στη μερική ή και ολική απώλεια του συστήματος (blackout)[15].

### 1.3.1.1. Είδη Ευστάθειας και Διαταραχών

Οι μελέτες ευστάθειας ταξινομούνται ανάλογα με το εάν περιλαμβάνουν μόνιμες ή μεταβατικές συνθήκες. Υπάρχει ένα ορισμένο όριο στη βάση ισχύος που μπορεί να παρέχει μία γεννήτρια AC και το φορτίο που μπορεί να φέρει ένας σύγχρονος κινητήρας. Η αστάθεια προκύπτει από την προσπάθεια αύξησης της μηχανικής εισόδου σε μια γεννήτρια ή μηχανικό φορτίο σε έναν κινητήρα πέρα από αυτό το καθορισμένο ποσό ισχύος, που ονομάζεται όριο ευστάθειας. Μια οριακή τιμή ισχύος επιτυγχάνεται ακόμη και αν η αλλαγή γίνεται σταδιακά. Διαταραχές σε ένα σύστημα, που προκαλούνται από ξαφνικά εφαρμοζόμενα φορτία, την εμφάνιση βλαβών, την απώλεια διέγερσης στο πεδίο μιας γεννήτριας και γενικότερα τα μεταβατικά φαινόμενα, μπορεί να προκαλέσουν απώλεια συγχρονισμού ακόμη και όταν η αλλαγή του συστήματος που προκαλείται από μια διαταραχή να μην υπερβαίνεται το όριο ευστάθειας εάν η αλλαγή έγινε σταδιακά. Η οριακή τιμή ισχύος ονομάζεται προσωρινό όριο ευστάθειας ή όριο ευστάθειας μόνιμης κατάστασης, ανάλογα με το εάν το σημείο αστάθειας επιτυγχάνεται με μια ξαφνική ή βαθμιαία αλλαγή στις συνθήκες του συστήματος [14].

Σε αντιδιαστολή με την ευστάθεια μικρών διαταραχών, η μεταβατική ευστάθεια εξετάζει αν ένα σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας είναι σε θέση να επανέλθει σε κανονική λειτουργία μετά από μία μεγάλη διαταραχή. Έτσι ένα σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας δεν μπορεί να χαρακτηριστεί μεταβατικά ευσταθές ή ασταθές σε ένα σημείο λειτουργίας, παρά μόνο για μια συγκεκριμένη διαταραχή. Μάλιστα για κάθε σύστημα υπάρχει πάντα κάποια διαταραχή που είναι οριακά ικανή να το αποσταθεροποιήσει. Πρόκειται τότε για την κρίσιμη διαταραχή, τα μεγέθη της οποίας αναφέρονται ως κρίσιμα μεγέθη. Επειδή στη μεταβατική ευστάθεια υπεισέρχονται μεγάλες διαταραχές που ξεφεύγουν κατά πολύ από την περιοχή γραμμικότητας των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, είναι απαραίτητο σε μια μελέτη μεταβατικής ευστάθειας να χρησιμοποιούνται μη γραμμικά μοντέλα [15].

Το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένα δυναμικό μη γραμμικό σύστημα, το οποίο υφίσταται συνεχώς διάφορες μικρές και μεγάλες διαταραχές προερχόμενες από τη μεταβολή της ζήτησης και της παραγωγής, από τις διακοπές ή ζεύξεις στοιχείων του συστήματος, καθώς και από βραχυκυκλώματα ή άλλα σφάλματα. Η μελέτη της δυναμικής συμπεριφοράς των δικτύων καλύπτει μια μεγάλη περιοχή φαινομένων διαφορετικής φύσης, όπως ηλεκτρικά, μηχανικά και θερμικά φαινόμενα. Η χρονική περίοδος στην οποία εκδηλώνεται η μεταβατική συμπεριφορά του συστήματος ποικίλλει από μερικά χιλιοστά του δευτερολέπτου για τις υπερτάσεις χειρισμών, έως πολλά λεπτά, όταν πρόκειται για φαινόμενα μεταβολής της συχνότητας και της ανταλλαγής ισχύος διασυνδεδεμένων δικτύων ή φαινόμενα τάσης. Λαμβάνοντας υπόψη τη χρονική διάρκεια και τη φύση των μεταβατικών φαινομένων, αυτά μπορούν να ταξινομηθούν στις ακόλουθες κατηγορίες:

- **Ηλεκτρομαγνητικά**, οποία διαρκούν από μερικά μικροδευτερόλεπτα έως μερικά χιλιοστά του δευτερολέπτου
- **Ηλεκτρομηχανικά**, τα οποία διαρκούν από μερικά δέκατα του δευτερολέπτου έως μερικά δευτερόλεπτα
- **Ενεργειακά**, τα οποία διαρκούν αρκετά πρώτα λεπτά
- **Μακροπρόθεσμα δυναμικά φαινόμενα**, τα οποία εξελίσσονται στην ίδια χρονική κλίμακα με τα ενεργειακά και τα οποία περιλαμβάνουν ρυθμίσεις τάσεων σε διάφορα επίπεδα και διαρκούν από μερικές δεκάδες δευτερολέπτων έως και μερικά πρώτα λεπτά.

Τα ηλεκτρομαγνητικά φαινόμενα εμφανίζονται ως αποτέλεσμα των υπερτάσεων χειρισμών (ζεύξεις χρήσεις διακοπών κλπ) και των ατμοσφαιρικών υπερτάσεων (κεραυνικά πλήγματα κλπ). Τα ηλεκτρομηχανικά μεταβατικά φαινόμενα συνδέονται με τη διατήρηση του συγχρονισμού μεταξύ των σύγχρονων γεννητριών και με τα συστήματα αυτόματου ελέγχου των μηχανών αυτών. Τα ενεργειακά μεταβατικά φαινόμενα σχετίζονται με τη μεταβολή της παραγόμενης ισχύος από θερμικούς σταθμούς και την αυτόματη ρύθμιση φορτίου-συχνότητας. Στην ίδια χρονική κλίμακα με τα φαινόμενα αυτά παρατηρούνται και μεταβατικά φαινόμενα τάσης, που οφείλονται στη δυναμική συμπεριφορά των ηλεκτρικών φορτίων.

Ο έλεγχος της συχνότητας και της τάσης αποτελούν δύο από τις πιο βασικές διαδικασίες λειτουργίας ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και συνεπώς της ευστάθειάς του. Η συχνότητα είναι ενιαία

σε όλο το διασυνδεδεμένο σύστημα και σχετίζεται με το ισοζύγιο της πραγματικής (ενεργού) ισχύος. Η συνεχής εξισορρόπηση του ισοζυγίων αυτού έχει ως αποτέλεσμα τη σταθερή τιμή της συχνότητας. Αυτό σημαίνει ότι σε κάθε μεταβολή του φορτίου, η παραγωγή των γεννητριών πρέπει να προσαρμόζεται αμέσως. Η ρύθμιση αυτή γίνεται από τους ρυθμιστές στροφών των στροβίλων, οι οποίοι αποτελούν συστήματα ελέγχου κλειστού βρόχου και ανταποκρίνονται άμεσα στις μεταβολές του φορτίου. Στα σύγχρονα διασυνδεδεμένα συστήματα όπου δεκάδες ή εκατοντάδες μονάδες παραγωγής λειτουργούν παράλληλα, το πρόβλημα του ελέγχου της συχνότητας είναι σύνθετο και περιλαμβάνει κατανομή των μεταβολών της ζήτησης μεταξύ των διάφορων μονάδων. Το πρόβλημα της διατήρησης της τάσης μεταξύ των επιτρεπόμενων περιπλέκεται από το γεγονός ότι η τάση δεν είναι ενιαία σε όλο το σύστημα, όπως η συχνότητα, αλλά ποικίλει από θέση σε θέση και σχετίζεται με την άεργο ισχύ, η οποία διακινείται στο σύστημα. Για το λόγο αυτόν, η ρύθμιση της τάσης δε μπορεί να γίνεται μόνο από τις γεννήτριες, που αποτελούν πηγές αέργου (όπως και ενεργού) ισχύος, αλλά και σε περισσότερες θέσεις του δικτύου και, συγκεκριμένα, με τη ρύθμιση της σχέσης μεταφοράς των μετασχηματιστών και με τη σύνδεση πυκνωτών, πηνίων, καθώς και πιο εξειδικευμένων διατάξεων για αντισταθμίσεις. Η αύξηση του μεγέθους των συστημάτων δημιουργεί γενικά προβλήματα ανάλογης κλίμακας, όπως, π.χ., οικονομικά (εφεδρεία ισχύος) ή λειτουργικά (ευστάθεια ισχύος και τάσης σε περίπτωση αναταραχής), προβλήματα προστασίας κτλ [13].

### 1.3.1.2. Έλεγχος Συχνότητας

Για την αποτελεσματική λειτουργία του ηλεκτρικού δικτύου, οι διαχειριστές συστήματος υποχρεούνται να ελέγχουν τη συχνότητα του συστήματος ισχύος μεταξύ μιας περιοχής συγκεκριμένων αποδεκτών τιμών. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων, αυτό το εύρος έχει κεντρική τιμή είτε 50Hz είτε 60Hz, ανάλογα με το εθνικό σύστημα ισχύος. Όταν η ζήτηση είναι υψηλότερη από την παραγωγή, η συχνότητα του συστήματος μειώνεται και το αντίστροφο. Προκειμένου να διατηρηθεί η συχνότητα του συστήματος μεταξύ των αποδεκτών ορίων, η ενεργή ισχύς που παράγεται ή / και καταναλώνεται πρέπει να ελέγχεται για να διατηρείται η ζήτηση και η προσφορά ισορροπημένη ανά πάσα στιγμή. Αυτός ο τύπος ελέγχου επιτυγχάνεται διατηρώντας έναν συγκεκριμένο όγκο ενεργού ισχύος ως εφεδρικό, που συνήθως ονομάζεται αποθεματικό έλεγχος συχνότητας ή πρωτεύουσα εφεδρεία.

Σε γενικές γραμμές, υπάρχουν τρία επίπεδα ελέγχου που χρησιμοποιούνται για την εξισορρόπηση της ζήτησης και της προσφοράς:

- **Περιορισμός συχνότητας**, που ονομάζεται επίσης πρωτεύων έλεγχος συχνότητας ή στρεφόμενη εφεδρεία. Είναι ένας τοπικός αυτόματος έλεγχος που μεταβάλλει την ενεργή παραγωγή ισχύος και την κατανάλωση ελεγχόμενων φορτίων για την αποκατάσταση της ισορροπίας μεταξύ τροφοδοσίας και ζήτησης, με μέγιστο χρόνο ενεργοποίησης 30 s. Αυτό το επίπεδο εισήχθη για τον έλεγχο της συχνότητας σε περίπτωση μεγάλης παραγωγής ή διακοπής/απόρριψης φορτίου. Τόσο η προσφορά όσο και η ζήτηση συμμετέχουν σε αυτόν τον έλεγχο με τη χρήση αυτορρυθμιζόμενου εξοπλισμού. Το μεγαλύτερο μέρος της πρωτεύουσας εφεδρείας παρέχεται σήμερα από αεριοστρόβιλος, υδροηλεκτρικούς σταθμούς και αποθήκευση ως πεπιεσμένος αέρας. Ωστόσο, αυτές οι τεχνολογίες έχουν επίσης αρνητικές επιπτώσεις στο περιβάλλον και αντίστοιχους περιορισμούς (τεχνικό και δυναμικό ελάχιστο). Σε πολλές περιπτώσεις, οι τεχνολογίες Απόκριση Ζήτησης (Demand Response DR βλ 1.5.3. Η Απόκριση Ζήτησης (Demand response DR)) είναι πιο οικονομικές και φιλικές προς το περιβάλλον για την παροχή αυτής της υπηρεσίας, εάν είναι καλά συντονισμένες.
- Η **αυτόματη εφεδρεία αποκατάστασης συχνότητας (ΕΑΣ)**, που ονομάζεται επίσης δευτερεύων έλεγχος συχνότητας, είναι ένας κεντρικός αυτόματος έλεγχος που βελτιώνει την παραγωγή ενεργού ισχύος των στοιχείων παραγωγής για να αποκαταστήσει τη συχνότητα και τις ανταλλαγές με άλλα συστήματα στο εύρος στόχων τους μετά από ένα συμβάν ανισορροπίας. Ο δευτερεύων έλεγχος συχνότητας χρησιμοποιείται σε όλα τα μεγάλα διασυνδεδεμένα συστήματα και ο χρόνος ενεργοποίησης κυμαίνεται γενικά μεταξύ 30 δευτερολέπτων και 15 λεπτών (ανάλογα με τις ειδικές απαιτήσεις του διασυνδεδεμένου συστήματος)
- **Χειροκίνητο αποθεματικό αποκατάστασης συχνότητας και αποθεματικό αντικατάστασης**, που ονομάζεται επίσης τριτογενές εφεδρεία περιλαμβάνει τις χειροκίνητες αλλαγές στην

χρήση και τη δέσμευση των μονάδων παραγωγής. Αυτό το αποθεματικό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να αντικαταστήσει το δευτερεύον αποθεματικό όταν το δευτερεύον αποθεματικό δεν είναι αρκετό για να ρυθμίσει τη συχνότητα πίσω στην ονομαστική της τιμή. Η απόκριση αυτή μπορεί να διαρκεί κάτω από 15 λεπτά, ενώ ο χρόνος ενεργοποίησης κυμαίνεται από 15 λεπτά έως ώρες. Ο σκοπός αυτού του τύπου ελέγχου περιλαμβάνει την ανάκτηση των πρωτογενών και δευτερευόντων αποθεματικών ελέγχου συχνότητας, τη διαχείριση των επικοινωνιών στο δίκτυο μετάδοσης και την αποκατάσταση της συχνότητας στην επιδιωκόμενη τιμή του όταν ο δευτερεύων έλεγχος δεν ήταν επιτυχής. Στην αγορά των ΗΠΑ, η τριτογενής απόκριση αντιστοιχεί στο αποθεματικό μη περιστρεφόμενου και το αποθεματικό αντικατάστασης.[16]

Διαφορετικές χώρες έχουν διαφορετικά συστήματα ισχύος, με αποτέλεσμα διαφορετικές εφαρμογές, καθώς και διαφορετικές περιγραφές για τα αποθέματα που σχετίζονται με κάθε τύπο ελέγχου συχνότητας. Για παράδειγμα, στο Ηνωμένο Βασίλειο το εθνικό δίκτυο έχει υποχρέωση να ελέγχει τη συχνότητα του συστήματος στα 50 Hz  $\pm 0,4\%$  (49,8 Hz - 50,2 Hz) για λειτουργικά όρια. Επιπλέον, στο Ηνωμένο Βασίλειο και τη Σουηδία δεν υπάρχει καθορισμένο αποθεματικό για δευτερογενή έλεγχο συχνότητας και υπάρχει διαίρεση των πρωτογενών αποθεματικών ελέγχου συχνότητας σε διάφορες κατηγορίες. Η παροχή ελέγχου συχνότητας καθίσταται πιο δύσκολη λόγω της υψηλότερης διείσδυσης των διαλείπων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο μείγμα παραγωγής ενέργειας, με αποτέλεσμα χαμηλότερη αδράνεια στο σύστημα] και την εισαγωγή νέων τύπων φορτίων με υψηλότερη μεταβλητότητα (π.χ. ηλεκτρικά οχήματα EVs). Αυτό το γεγονός απαιτεί έρευνα και χρήση καινοτόμων τεχνικών και ευελιξίας, (βλ. 4. ) ώστε να αυξάνεται η δυνατότητα βεβαιότητας και ελαστικότητας.[14]

### 1.3.1.3. Έλεγχος Τάσης.

Μαζί με τη συχνότητα, η τάση είναι ένα συμβατικό χαρακτηριστικό το οποίο πρέπει να διασφαλίζουν οι διαχειριστές συστήματος για περιορισμό εντός ορισμένων ορίων που ορίζεται στο εκάστοτε δίκτυο. Ωστόσο, σε αντίθεση με τη συχνότητα, η οποία αντιμετωπίζεται κυρίως σε επίπεδο δικτύου μεταφοράς, η τάση είναι μια πρόκληση που αντιμετωπίζουν οι διαχειριστές συστήματος μεταφοράς και διανομής. Η πτώση τάσης σε μια γραμμή της σύνθετης αντίστασης  $z$  οφείλεται στην κατανάλωση ή την παραγωγή μιας φαινομενικής ισχύος  $S$  και στον μέσο όρο μεταξύ της τάσης και στα δύο άκρα της γραμμής της  $V$ . Ως εκ τούτου, η τάση ενός ζυγού κυμαίνεται συνεχώς ανάλογα με την ισχύ που ρέει μέσω των γραμμών που συνδέονται με αυτό το ζυγό. Ο έλεγχος τάσης συνίσταται στη δράση διαφορετικών μηχανισμών που διασφαλίζουν ότι η τάση παραμένει εντός συμβατικών ορίων σε κάθε ζυγό του δικτύου. Για το δίκτυο μετάδοσης, η αντίσταση των γραμμών ( $R$ ) είναι μικρή σε σύγκριση με την αντίδρασή τους ( $X$ ). Έτσι, η πτώση τάσης οφείλεται κυρίως στη διέλευση της άεργης ισχύος. Ως εκ τούτου, ο έλεγχος της τάσης στο επίπεδο των δικτύων διανομής πραγματοποιείται κυρίως με την ένταση ή την κατανάλωση άεργου ισχύος. Αυτός ο έλεγχος μπορεί να γίνει από γεννήτριες, σύγχρονους πυκνωτές, πυκνωτές αντιστάθμισης ή ευέλικτα συστήματα μετάδοσης εναλλασσόμενου ρεύματος. Από την πλευρά του δικτύου διανομής, η ενεργός ισχύς και η άεργη ισχύς είναι και οι δύο υπεύθυνες για πτώσεις τάσης. Ως εκ τούτου, η αυξανόμενη αναλογία των διεσπαρμένων μονάδων παραγωγής δημιουργεί προκλήσεις στη διαχείριση του επιπέδου τάσης. Ενώ στο παρελθόν η τάση μειωνόταν καθώς οι αγωγοί πλησίαζαν στα φορτία, καθώς και η ροή ισχύος ήταν πιο ξεκάθαρη, η υψηλή διείσδυση των ΑΠΕ, όπως τα φωτοβολταϊκά πάνελ σε ταράτσες καταναλωτών, μπορεί να αυξήσει την τάση τοπικά παράγοντας μεταβλητή ενεργή ισχύ. Για τον έλεγχο της τάσης στο επίπεδο διανομής, οι διαχειριστές χρησιμοποιούν μεταξύ άλλων μετασχηματιστές μεταβλητού λόγου μετασχηματισμού (Tap changer). Δεδομένης της μεταβλητότητας της ισχύος κατανεμημένης παραγωγής και φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων στο επίπεδο χαμηλής τάσης, χρειάζονται νέες υπηρεσίες στην πλευρά του δικτύου διανομής για τη διατήρηση της τάσης, εντός αποδεκτών ορίων, ελαχιστοποιώντας παράλληλα την περικοπή φορτίου και παραγωγής. Εκεί είναι όπου οι ευφείς λύσεις για την απόκριση από πλευράς ζήτησης στην κατανάλωση θα μπορούσαν να αποδειχθούν πολύ χρήσιμες στην πράξη και θα επέτρεπαν στο δίκτυο να ενσωματώσει περισσότερα μη καταχωρημένες μονάδες παραγωγής και ηλεκτρικά οχήματα στο σύστημα χωρίς κοστοβόρες επενδύσεις.[14]

Η εξέλιξη των συστημάτων ισχύος, με γνώμονα την αυξανόμενη διείσδυση της διεσπαρμένης παραγωγής από ανανεώσιμες, απαιτεί νέες λύσεις για την αντιμετώπιση των τεχνικών προκλήσεων ενός εφυούς δικτύου (κυρίως συχνότητα και τοπική ρύθμιση τάσης). Τα προγράμματα απόκρισης ζήτησης είναι μία από αυτές τις λύσεις. Η εγκατάσταση έξυπνων μετρητών και η αυξανόμενη υιοθέτηση “έξυπνων” συσκευών<sup>5</sup> στο σπίτι θέτουν τα θεμέλια για εφυείς στρατηγικές απόκρισης ζήτησης. Επιπλέον, αυτές οι στρατηγικές θα βασίζονται στην εφαρμογή έξυπνων αλγορίθμων που βασίζονται σε λύσεις τεχνητής νοημοσύνης για την επίτευξη αποτελεσματικής ρύθμισης της ζήτησης χωρίς να επηρεάζεται σοβαρά η άνεση και το βιοτικό επίπεδο των τελικών χρηστών.[17]

## 1.4.Τα Ευφυή Δίκτυα

Τα ευφυή δίκτυα αναφέρονται γενικά σε μια κατηγορία τεχνολογίας που χρησιμοποιούν οι άνθρωποι για να φέρουν τα συστήματα μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικού δικτύου στο 21ο αιώνα μέσω τηλεδιαχείρισης και αυτοματισμών που βασίζονται σε δίκτυα και υπολογιστές. Η υιοθέτηση προηγμένων σύγχρονων τεχνολογιών επικοινωνίας και πληροφοριών (ICTS) στο παραδοσιακό ηλεκτρικό δίκτυο έγινε η σταθερή βάση για την ανάπτυξη των ευφυών δικτύων.

Η εμφάνιση των ευφυών δικτύων σχετίζεται στενά με την ανάγκη ενσωμάτωσης διεσπαρμένων μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, τη βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης, την διείσδυση μη καταχωρημένων μονάδων ΑΠΕ και την παροχή αξιόπιστης παροχής ηλεκτρικής ενέργειας. Μέσω της αποτελεσματικής ολοκλήρωσης τεχνολογικών επιτευγμάτων στους τομείς των τηλεπικοινωνιών, ανίχνευσης και μέτρησης, προηγμένων μεθόδων ελέγχου και βελτιωμένων διεπαφών αλλά και της αλματώδους ανάπτυξης της επιστήμης των αποφάσεων τα ευφυή δίκτυα (smart grids) βρίσκουν ολοένα και περισσότερα εργαλεία για την ανάπτυξή τους [14].

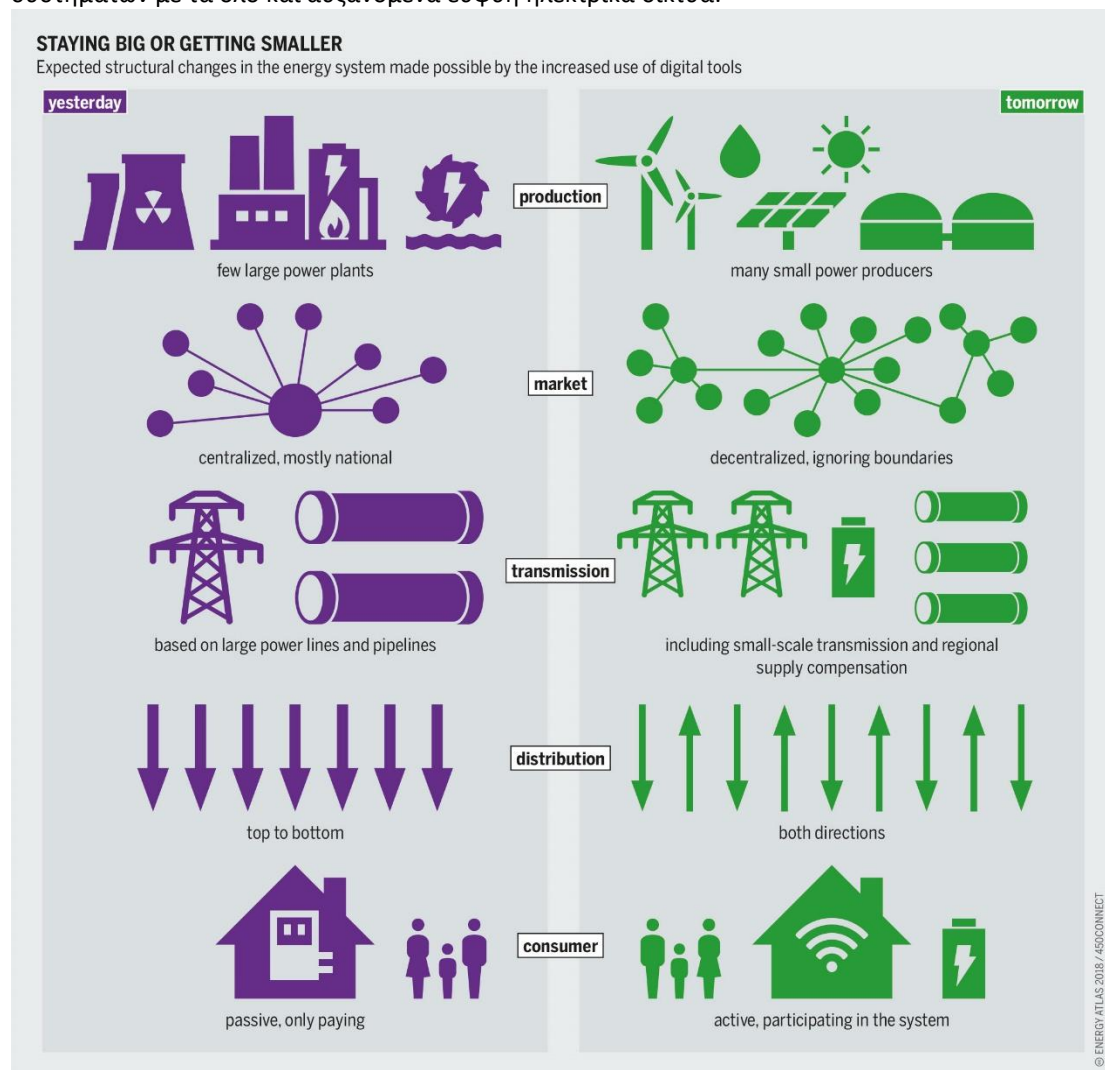
Ο καλός συντονισμός στην παραγωγή, μετάδοση, διανομή μέσω σωστών τεχνικών μετρήσεων μπορεί να διασφαλίσει την αποδοτικότερη και πιο αξιόπιστη παροχή ενέργειας. Για παράδειγμα, η συμπερίληψη των τεχνικών απόκρισης ζήτησης στο δίκτυο τροφοδοσίας με βέλτιστη χρήση απαιτεί την έξυπνη διαχείριση και ενσωμάτωση τέτοιων στοιχείων μέσω αμφίδρομης επικοινωνίας σε πραγματικό χρόνο μεταξύ της ηλεκτρικής υπηρεσίας του διαχειριστή, του καταναλωτή και του παραγωγού. Η συμπερίληψη της απόκρισης ζήτησης μπορεί να υποστηρίξει λειτουργίες απόσυμφόρησης του δικτύου ισχύος, ικανοποίησης τοπικών απαιτήσεων φορτίου και προσφοράς καλής ποιότητας ισχύος. Με την ανάπτυξη ενός εφυούς δικτύου, πρέπει να επιτευχθούν βελτιστοποιήσεις σε όλους τους τομείς σε σχέση με ένα πιο παραδοσιακό δίκτυο ισχύος. Αυτές περιλαμβάνουν καλύτερη αξιοπιστία και προστασία σε διαταραχές ισχύος, δυνατότητα ενεργής συμμετοχής των καταναλωτών, μεγαλύτερη ευστάθεια και προσαρμογή σε εξωτερικούς παράγοντες, καλύτερους συντελεστές ισχύος, καθώς και οικονομικότερη χρήση των στοιχείων του δικτύου εξυπηρετώντας όλα τα μέλη που συμμετέχουν σε αυτό με την δημιουργία και ενεργοποίηση νέων υπηρεσιών και αγορών ηλεκτρικής ενέργειας.

Η παροχή υψηλής ποιότητας ισχύος για μια σειρά αναγκών θεωρείται ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά του εφυούς δικτύου. Στην εποχή της ψηφιακής οικονομίας, μία αξιόπιστη τροφοδοσία και παροχή παίζει ζωτικό ρόλο στη βιώσιμη ανάπτυξη των επιχειρήσεων ηλεκτρικής ενέργειας. Με την πρόσβαση σε περισσότερες και σχετικές πληροφορίες ο αυτοματισμός του εκάστοτε υποσταθμού μπορεί να βελτιωθεί με την ανάπτυξη ευρείας περιοχής παρακολούθησης και δυναμικής γραμμής που αξιολογεί τις μετρήσεις και παρέχει έτσι την δυνατότητες αυτορρύθμισης επιπέδων τάσης και συχνότητας αποκρινόμενος στα σφάλματα του συστήματος. Επίσης, οι παραδοσιακές διατάξεις ασφαλείας αντικαθίστανται με ψηφιακά ρελέ και έξυπνες ηλεκτρονικές συσκευές που διαχειρίζονται και ελέγχονται μέσω του συστήματος SCADA<sup>6</sup>. Με τις εφαρμογές μηχανισμών ανίχνευσης, ελέγχου, επικοινωνίας και διαδικασιών λειτουργίας μεταξύ διαφορετικών εξαρτημάτων του συστήματος ισχύος, αυτές οι εφαρμογές καθίστανται απαραίτητα μέρη της ανάπτυξης ενός εφυούς δικτύου.

<sup>5</sup> Συσκευές με δυνατότητα Real-Time επεξεργασίας δεδομένων και επιλογής βέλτιστης ανταπόκρισης

<sup>6</sup> Συστήματα βιομηχανικού αυτομάτου ελέγχου και τηλεμετρίας με διαδεδομένη χρήση στα ηλεκτρικά δίκτυα.

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 2) γίνεται μία αντιπαραβολή των συμβατικών ηλεκτρικών συστημάτων με τα όλο και αυξανόμενα ευφυή ηλεκτρικά δίκτυα.



Εικόνα 2 Αντιπαραβολή χαρακτηριστικών ευφυούς και συμβατικού δικτύου <sup>7</sup>

#### 1.4.1. Τα Σημαντικότερα Χαρακτηριστικά ενός Ευφυούς Ηλεκτρικού Δικτύου

Το κύριο χαρακτηριστικό ενός ευφυούς ηλεκτρικού δικτύου είναι η αμφίδρομη ροή πληροφορίας περί του συστήματος μεταφοράς καθώς και η διαχείριση της πληροφορίας αυτής σχεδόν σε πραγματικό χρόνο (near-real time). Στο δίκτυα αυτά παράγεται διαρκώς σημαντικός όγκος πληροφοριών, άμεσα αξιοποιήσιμος από το διαχειριστή του συστήματος μεταφοράς, το διαχειριστή των δικτύων διανομής, αλλά και τους παραγωγούς, προμηθευτές και καταναλωτές ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα, υπάρχει αμφίδρομη ροή πληροφορίας μεταξύ των ανωτέρω φορέων, επιτυγχάνοντας υψηλού επιπέδου εποπτεία και έλεγχο όλων των παραμέτρων του ηλεκτρικού συστήματος. Σε επίπεδο κατανάλωσης, η διασύνδεση των συσκευών κατανάλωσης με το σύστημα διαχείρισης ενέργειας του καταναλωτή, καθώς και η διασύνδεση του συστήματος αυτού με τον προμηθευτή, επιτρέπει στον καταναλωτή να εποπτεύει την κατανάλωσή του, να επεμβαίνει σε πραγματικό χρόνο και να έχει ενεργή συμμετοχή στο κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνει και στο ενεργειακό του αποτύπωμα. Ταυτόχρονα, η αμφίδρομη ροή αυτή προσφέρει τη δυνατότητα στο διαχειριστή του δικτύου διανομής να διαχειρίζεται τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας καθώς πλέον το δίκτυο εφοδιάζεται με ευελιξία, ελαστικότητα και προσαρμοστικότητα. Με τη

<sup>7</sup> Πηγή: Bartz/Stockmar, CC BY-SA 4.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=69505750>



χρησιμοποίηση εξελιγμένων αισθητήρων (sensors) και ευφυών ηλεκτρικών συσκευών (IED's) περιορίζεται η ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης σε έκτακτες περιπτώσεις όπως εκτεταμένες διακοπές (blackout). Πλέον, το δίκτυο είναι σε θέση να προβλέπει ή να ανιχνεύει σφάλματα και αποκρίνεται άμεσα. Με τη συνεχή παρακολούθηση των συστημάτων μεταφοράς και διανομής από τους διαχειριστές και έχοντας επιτύχει τη βέλτιστη ανατροφοδότηση της ηλεκτρικής ενέργειας, το δίκτυο ανταποκρίνεται καλύτερα στις διακοπές της παροχής, με αποτέλεσμα την αύξηση της αξιοπιστίας του. Η δυνατότητα της αμφίδρομης ροής της ενέργειας χωρίς κινδύνους για την αξιοπιστία του δικτύου και η δυνατότητα διατήρησης της ευστάθειας, σε συνδυασμό με τη δυνατότητα αποθήκευσης και ελέγχου της ζήτησης, αυξάνουν κατά πολύ το ποσοστό διείσδυσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Η ενσωμάτωση έξυπνων μετρητών καθιστά δυνατή την ευέλικτη τιμολόγηση. Οι έξυπνοι μετρητές μέσω της συνεχούς μετάδοσης δεδομένων καταναλώσεως σε κατάλληλες πλατφόρμες επικοινωνίας (π.χ. οθόνη συστήματος οικιακής διαχείρισης ενέργειας), παρουσιάζουν σε ένα διαδραστικό περιβάλλον την πραγματική κατανάλωση ενέργειας και το κόστος αυτής. Καταργούν την κατ'εκτίμηση χρέωση και επιβάλλουν την τιμολόγηση επί της πραγματοποιηθείσας κατανάλωσης. Προσφέρεται ακόμα η ευελιξία στο χρήστη να επιλέγει εξατομικευμένα προγράμματα και προμηθευτές με βάση τις οικονομικές τους προσφορές.[18]

#### 1.4.2. Οφέλη από τα Ευφυή Δίκτυα

Συγκεντρωτικά, τα οφέλη της μετάβασης από τα συμβατικά συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας στα ευφυή δίκτυα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε πολλούς τομείς. Τα οφέλη αυτά εντοπίζονται σε όλα τα τμήματα ενός συστήματος (παραγωγή, μεταφορά, διανομή, κατανάλωση, αγορά ΗΕ. Αναβαθμίζεται η αξιοπιστία και η αποδοτικότητα. Περιορίζεται ο κίνδυνος γενικής διακοπής (blackout), ενώ ακόμα και στη περίπτωση όπου συμβεί γενική διακοπή, αυτή, ανιχνεύεται και απομονώνεται η διαταραχή με αποτέλεσμα την ταχεία αποκατάσταση του συστήματος. Ουσιαστικά ενισχύεται ο βαθμός της αδιάλειπτης παροχής ηλεκτρικής ενέργειας. Μειώνονται οι πιθανότητες διακοπών (outages) και βελτιώνονται όλοι οι δείκτες αξιοπιστίας του ηλεκτρικού δικτύου. Υπάρχει δυνατότητα για μείωση τόσο των απωλειών όσο και της ζήτησης αιχμής μέσω του ελέγχου της ροής ισχύος. Αξιοποιούνται βέλτιστα οι πόροι του υπάρχοντος δικτύου χωρίς την ανάγκη επέκτασής του. Ανοίγουν οι πύλες για πιθανή αποφόρτιση του δικτύου λόγω της μελλοντικής ευρείας ενσωμάτωσης των Ηλεκτρικών Οχημάτων (plug-in Electric Vehicles) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ως εφεδρεία. Αυξάνεται η ευστάθεια (Stability) λόγω διατήρησης της συχνότητας και της τάσης εντός των προκαθορισμένων ορίων και μείωση των διακυμάνσεων. Το όφελος αυτό καθίσταται ακόμα σημαντικότερο καθώς η αύξηση της ενσωμάτωσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο δίκτυο προκαλεί διακυμάνσεις στη συχνότητα και την τάση των δικτύων διανομής και μεταφοράς. Είναι πιο εύκολος ο περιορισμός των αρμονικών παραμορφώσεων ενώ συνολικά όλα τα παραπάνω οδηγούν σε μεγάλα περιβαλλοντικά οφέλη – αειφορία (πχ Μείωση εκπομπών CO2 και γενικότερα των αερίων ρύπων). Τέλος και τα οικονομικά οφέλη είναι άξια αναφοράς για όλα τα μέλη του δικτύου χάρη στην καλύτερη αξιοποίηση των υφιστάμενων στοιχείων του, εξοικονόμηση κεφαλαίων για επενδύσεις σε νέα δίκτυα μεταφοράς και διανομής και μείωση του κόστους βλαβών / συντήρησης [18].

#### 1.4.3. Ευφυή Δίκτυα και Προβλέψεις

Οι υψηλές διεισδύσεις της αιολικής και ηλιακής παραγωγής (μη καταχωρημένες μεταβλητές μονάδες παραγωγής) απαιτούν από τους διαχειριστές του συστήματος να προμηθεύονται και επιπρόσθετες λειτουργικές εφεδρείες κάτι που με την σειρά του αυξάνει το κόστος. Η βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από τις μονάδες αυτές μπορεί να μειώσει αυτές τις αυξήσεις του κόστους λειτουργίας του συστήματος. Η βελτίωση της πρόβλεψης μπορεί να βασιστεί σε γενικότερες βελτιώσεις των μεθόδων πρόβλεψης (τεχνητή νοημοσύνη) και στην αυξημένη διαθεσιμότητα μετεωρολογικών δεδομένων, ειδικά δεδομένων μετρούμενων στις θέσεις εγκατάστασης καταναλωτών και παραγωγών. Η πλήρης ενσωμάτωση των προβλέψεων στις λειτουργίες του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να παράγει σημαντικά πλεονεκτήματα και παραμένει μία σημαντική πρόκληση. Η μετακίνηση ολοένα και πιο κοντά στον πραγματικό χρόνο της πρόβλεψης, η υποβολή δεσμευτικής προσφοράς πιο κοντά στον πραγματικό χρόνο και η μείωση της διάρκειας των περιόδων ένταξης των μονάδων είναι κάποιες από τις αλλαγές που ήδη επιφέρει η αγορά του χρηματιστηρίου ενέργειας και σύμφωνα με τις νέες διατάξεις πρόκειται να κλιμακωθούν. Πέρα λοιπόν από την ανάγκη για συνεπείς προβλέψεις στον τομέα της ζήτησης και της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, προκύπτουν υποσχόμενα πεδία στον τομέα της ευελιξίας και της

ελαστικότητας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Η μελέτη, πρόβλεψη και ποσοτικοποίηση της ελαστικότητας αυτής, γίνεται δυνατή χάρη στα νέα δεδομένα και μεθόδους, ενώ συμβάλει καταλυτικά στην βέλτιστη χρήση των πόρων του ευφυούς δικτύου (πχ αποθήκευση ενέργειας) [19].

Στον τομέα των προβλέψεων, παίζει σημαντικό ρόλο ο ορίζοντας στον οποίο γίνεται η προσπάθεια πρόβλεψης. Στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας ενδιαφέρον παρουσιάζεται σε όλο το εύρος. Από την πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (μερικά s και συνήθως αφορούν την ευστάθεια δικτύου), έως την μακροπρόθεσμη (πολλά έτη και αφορά την δόμηση του συστήματος ώστε να μην κορεστεί από τις μελλοντικές ανάγκες [20].

## 1.5. Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας

Μέσα στα επόμενα χρόνια η αγορά της Ηλεκτρικής ενέργειας θα αλλάξει ριζικά. Η Ευρωπαϊκή Ένωση οδεύει στην ενοποίηση των χρηματιστηρίων ενέργειας των χωρών που την απαρτίζουν. Παράλληλα, ενώ η κατάσταση προσφορών γίνεται σε επίπεδο ώρας ή μισαώρου (στην ενδοημερήσια αγορά), στους επόμενους μήνες θα γίνει σε επίπεδο τετάρτου ενώ θα αλλάξουν ριζικά και οι τιμές στις εκκαθρίσεις αποκλίσεων. Για αυτό η ακριβής πρόβλεψη ζήτησης και παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας είναι πιο αναγκαία από ποτέ.

Στο χρηματιστήριο ενέργειας η σύζευξη των τιμών επιτυγχάνεται μέσω έμμεσων δημοπρασιών (implicit auctions), στις οποίες οι ροές ενέργειας υπολογίζονται λαμβάνοντας υπόψη εκτός από την τιμή, την ικανότητα διασύνδεσης. Σύμφωνα με τη μέθοδο σύζευξης των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, οι τιμές πέραν των συνόρων θα συγκλίνουν όταν υπάρχει επαρκής διασυννοριακή δυναμικότητα. Η εφαρμογή του μηχανισμού σύζευξης των τιμών σε ολόκληρη την Ευρώπη (European Price Coupling, EPC) έχει ως στόχο τη μεγιστοποίηση της συνολικής απόδοσης των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, παρέχοντας ροές ηλεκτρικής ενέργειας, από περιοχές χαμηλής τιμής σε περιοχές υψηλής τιμής. Ο σχεδιασμός των ενδοημερήσιων αγορών για τον καταμερισμό της δυναμικότητας των διασυνδέσεων βασίζεται στη δημιουργία μιας ενιαίας Ευρωπαϊκής πλατφόρμας για τις ενδοημερήσιες αγορές. Στην πλατφόρμα αυτήν θα καθορίζεται, μέσω συνεχών έμμεσων συναλλαγών (continuous implicit trading) ο τρόπος τιμολόγησης της δυναμικότητας των διασυνδέσεων, έτσι ώστε να αντανακλάται στην τιμή η συμφόρηση τους. Η ενδοημερήσια αγορά επιτρέπει στους συμμετέχοντες να αγοράζουν ή να πωλούν ενέργεια προκειμένου να βελτιστοποιήσουν τις θέσεις τους, ελαχιστοποιώντας τις αποκλίσεις τους στον πραγματικό χρόνο. Η εξισορρόπηση ηλεκτρικής ενέργειας περιλαμβάνει τρία βασικά στοιχεία:

- τη διασφάλιση εφεδρειών
- την ενεργοποίηση ενέργειας εξισορρόπησης
- τη διευθέτηση της ανισορροπίας των ενεργειακών ισοζυγίων.

Το Ευρωπαϊκό Μοντέλο υποστηρίζει μεγαλύτερο επιμερισμό των πόρων εξισορρόπησης μεταξύ των Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς, οι οποίοι θα πρέπει να προχωρήσουν στην εναρμόνιση των προϊόντων εξισορρόπησης και των προϊόντων εφεδρειών, λαμβάνοντας υπόψη τοπικές τεχνικές ιδιαιτερότητες [21].

Η αγορά εξισορρόπησης περιλαμβάνει την αγορά ισχύος εξισορρόπησης, την αγορά ενέργειας εξισορρόπησης, καθώς και τη διαδικασία εκκαθάρισης αποκλίσεων. Οι Συμμετέχοντες έχουν υποχρέωση υποβολής προσφορών με υποχρέωση φυσικής παράδοσης για το σύνολο της διαθέσιμης ισχύος τους, τόσο στην αγορά ενέργειας εξισορρόπησης όσο και στην αγορά ισχύος εξισορρόπησης [22].

### 1.5.1. Αγορά της Επόμενης Μέρας

Η αγορά της επόμενης μέρας λειτουργεί μέσω μιας τυφλής δημοπρασίας που πραγματοποιείται μία φορά την ημέρα, όλο το χρόνο. Σε αυτή τη δημοπρασία διαπραγματεύονται όλες οι ώρες της επόμενης ημέρας. Οι προσφορές πραγματοποιούνται από τους συμμετέχοντες στην αγορά πριν από κάποια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Στη συνέχεια ξεκινά ένας αλγόριθμος που καθορίζει την οριακή τιμή συστήματος. Οι συμμετέχοντες στην αγορά στέλνουν δύο τύπους προσφορών στη δημοπρασία: Πρώτον, προσφορές για κάθε ώρα της ημέρας που αντικατοπτρίζουν την προθυμία

τους να αγοράσουν ή να πουλήσουν, σε όγκο, για όλες τις τιμές μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης τιμής της δημοπρασίας. Δεύτερον, ομάδες προσφορών που συνδέουν πολλές ώρες (και τις αντίστοιχες προσφορές) μεταξύ τους. Με βάση τις προσφορές αγοράς, το Χρηματιστήριο δημιουργεί μια καμπύλη ζήτησης, με βάση τις προσφορές πώλησης δημιουργεί μια καμπύλη προσφοράς, για κάθε ώρα της επόμενης ημέρας. Η τιμή εκκαθάρισης της αγοράς (MCP), η οποία αντανακλά την προσφορά και τη ζήτηση, βρίσκεται στη διασταύρωση και των δύο καμπυλών [23].

Ως αποτέλεσμα αυτής της αντιστοίχισης προσφορών, το κανονιστικό πλαίσιο συναλλαγών και εκκαθαρίσεων καθορίζει συναλλαγές που είναι νομικά δεσμευτικές συμφωνίες για την αγορά ή την πώληση μιας καθορισμένης ποσότητας ηλεκτρικής ενέργειας σε μια καθορισμένη περιοχή παράδοσης για την αντίστοιχη (ή «εκκαθαρισμένη») τιμή. Υπάρχει μία τιμή, η τιμή εκκαθάρισης της αγοράς ή MCP, που καθορίζεται για κάθε περίοδο παράδοσης και ισχύει για όλους τους αγοραστές και τους πωλητές. Αυτή η τιμή δεν είναι ποτέ υψηλότερη από την τιμή αγοράς που καθορίζει ο αγοραστής ή χαμηλότερη από την τιμή πώλησης που προσφέρει ο πωλητής. Στην δημοπρασία, καταναλωτές και παραγωγοί δεν αντιστοιχίζονται ένας προς έναν. Υπάρχει ένας συνολικός όγκος αγορών που έχει εκτελεστεί που ισούται με έναν συνολικό εκτελεσθέντα όγκο πωλήσεων για κάθε ώρα της ημέρας[24].

Ξεχωριστή περίπτωση αποτελούν τα feed-in tariffs των ανανεωσίμων που δεν αποτελούν στόχο ανάπτυξης της παρούσας εργασίας.

### 1.5.2. Ενδοημερήσια Αγορά

Στην ενδοημερήσια αγορά, οι συμμετέχοντες στην αγορά καταθέτουν προσφορές διαρκώς, 24 ώρες το 24ωρο, με παράδοση την ίδια ημέρα. Η διαπραγμάτευση ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να γίνει έως και 5 λεπτά πριν από την παράδοση και μέσω ωριαίων, ημίωρων ή τριώρων συμβολαίων. Καθώς αυτό επιτρέπει υψηλό επίπεδο ευελιξίας, τα μέλη χρησιμοποιούν την ενδοημερήσια αγορά για να κάνουν προσαρμογές της τελευταίας στιγμής και να εξισορροπήσουν τις θέσεις τους πιο κοντά στον πραγματικό χρόνο. Οι διασυνοριακές συναλλαγές είναι ουσιαστικές στις ενδοημερήσιες συναλλαγές.[24]

### 1.5.3. Η Απόκριση Ζήτησης (Demand response DR) στην Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η κύρια αξιοποίηση της ελαστικότητας σε ένα ηλεκτρικό δίκτυο γίνεται με την απόκριση ζήτησης. Η απόκριση ενεργειακής ζήτησης σε γενικές γραμμές μπορεί να θεωρηθεί ως ένας από τους μηχανισμούς διαχείρισης από πλευράς ζήτησης στα ευφυή δίκτυα. Με τον όρο απόκριση ζήτησης (Demand Response) αναφέρονται συγκεκριμένα οι αλλαγές στη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας από τους πελάτες τελικής χρήσης (βιομηχανικούς, εμπορικούς ή οικιακούς). Οι πελάτες δεσμεύονται, ή οδηγούνται μέσω των κατάλληλων κινήτρων, να αλλάξουν τα συμβατικά τους πρότυπα κατανάλωσης χρησιμοποιώντας προσωρινά επιτόπια παραγόμενη ενέργεια ή μειώνοντας / μετατοπίζοντας την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας μακριά από περιόδους με χαμηλή παραγωγή ΑΠΕ και/ή υψηλή κατανάλωση αποκρινόμενοι πάντα σε σήματα του διαχειριστή ή του παρόχου ηλεκτρικής ενέργειας. Η έννοια απόκριση ζήτησης είναι ένας ευρύτερος όρος (δηλ. Συμπεριλαμβανομένης της θερμικής ενέργειας, του αερίου κ.λπ.), αλλά η εστίαση εφαρμογής της είναι στα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας. Υπάρχουν πολλοί τύποι προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης, και η ταξινόμησή τους γίνεται ανάλογα με τα κίνητρα που δίνονται στους καταναλωτές ώστε να μεταβάλλουν την προβλεπόμενη χρήση τους αλλά και στους αντικειμενικούς στόχους που έχει το πρόγραμμα [25].

Στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και συγκεκριμένα σε ένα πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης, οι ενδιαφερόμενοι είναι οι εξής:

- Διαχειριστές δικτύου: ο Διαχειριστής Συστήματος Μεταφοράς είναι ένας διευκολυντής των αγορών που διασφαλίζει ότι κάθε συναλλαγή πληροί τους περιορισμούς του δικτύου. Στις περισσότερες χώρες λειτουργεί συνήθως και ως βοηθητική αγορά υπηρεσιών. Οι διαχειριστές τόσο του συστήματος μεταφοράς, όσο και αυτού της διάδοσης μπορούν να

αγοράζουν ή να πωλούν προϊόντα σε όλες τις αγορές ενώ πρέπει να πληρούνται τα κριτήρια που θέτουν [26].

- Προμηθευτές ή διαμεσολαβητές: συμμετέχουν στην αγορά και διασφαλίζουν ότι η ποσότητα ενέργειας που δεσμεύεται στην αγορά θα ισορροπήσει την κατανάλωση των τελικών χρηστών τους στο χαρτοφυλάκιο τους. Για να επιτύχουν αυτό, μπορούν είτε να έχουν υπερβολαβία με άλλ α ενδιαφερόμενα μέρη είτε να διαχειρίζονται το χαρτοφυλάκιο τους. Μπορούν να προτείνουν συγκεκριμένες συμβάσεις στους τελικούς πελάτες ως κατ'αποκοπή τιμές ή προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Κατά την πρόταση προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης, η πρόκληση για τους προμηθευτές είναι να αξιολογήσουν πώς αυτά τα προγράμματα θα επηρεάσουν την κατανάλωση του χαρτοφυλακίου τους. Επομένως, τα εργαλεία που βασίζονται σε τεχνητή νοημοσύνη, που αναλύονται στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής, είναι σημαντικά για τους προμηθευτές να παρέχουν λύσεις για τη μείωση των απωλειών τους λόγω ανισορροπίας στο port-folio (σύνολο των έργων) [27].
- Τελικοί πελάτες: Αγοράζουν ηλεκτρική ενέργεια από έναν προμηθευτή ή πάροχο. Όταν υπογράφουν σε ένα πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης, μπορούν είτε να απαντήσουν χειροκίνητα σε ένα αίτημα ή μια τιμή, είτε αυτόματα μέσω ενός συστήματος διαχείρισης ενέργειας στο σπίτι. Οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης εφαρμόζονται και στον τομέα αυτό όπου αντιμετωπίζουν επίσης τις προκλήσεις που αντιμετωπίζει η αυτόματη απόκριση των καταναλωτών.
- Παραγωγοί: παράγουν ηλεκτρική ενέργεια και προτείνουν την παραγωγή τους σε μια συγκεκριμένη τιμή στις αγορές. Τα προϊόντα τους μπορούν είτε να είναι μόνο υπηρεσίες ενέργειας ή / και δικτύου ως απόκριση συχνότητας στις αγορές εφεδρείας.
- Συγκεντρωτές και πάροχοι υπηρεσιών: συγκεντρώνουν τελικούς πελάτες ή μικρούς παραγωγούς προκειμένου να επιτύχουν την ελάχιστη χωρητικότητα που επιτρέπεται να παρέχουν προϊόντα ελαστικότητας στην αγορά ενέργειας και βοηθητικών υπηρεσιών. Ως εκ τούτου, έχουν άμεσες συμβάσεις με τελικούς πελάτες και προσφέρουν τη συνολική ευελιξία τους σε προμηθευτές. Όσον αφορά τους προμηθευτές, πρέπει να διασφαλίσουν ότι οι τελικοί πελάτες θα δεσμευτούν για την ευελιξία που διαπραγματεύονταν στη χονδρική αγορά. [28]

Σε αγορές και χρηματιστήρια που η τιμή ισορροπίας προκύπτει από διαγωνισμούς και δημοπρασίες (bidding), η θέση του παρόχου απόκριση ζήτησης είναι πολύ λεπτή καθώς μία υπερεκτίμηση της ισχύος μπορεί να οδηγήσει σε αδυναμία κάλυψης και πιθανό πρόστιμο ενώ μία υποεκτίμηση να οδηγήσει σε απώλειες και διαφυγόντα κέρδη.[29]

Ενδεικτικά, έχει υπολογιστεί ότι με την σωστή εφαρμογή προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης μπορεί να μειωθεί το 10% της αιχμής φορτίου στην Ευρώπη.[30]

### 1.5.3.1 Προγράμματα Απόκρισης Ζήτησης Βάση Τιμών

Σε αυτό το πρόγραμμα, η τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος αλλάζει σε διαφορετικές χρονικές περιόδους, με σκοπό να παρακινήσει τους καταναλωτές τελικής χρήσης να αλλάξουν τα προφίλ κατανάλωσης ενέργειας. Τα σχήματα που εμπίπτουν σε αυτήν την κατηγορία είναι:

- ο χρόνος χρήσης (Time of Use) που αφορά μέθοδο σαν αυτή του νυχτερινού τιμολογίου
- η μέγιστη τιμή χρήσης (αιχμή) (Critical Peak Pricing CPP) που ωθεί τον καταναλωτή να ομαλοποιήσει την συνολική του κατανάλωση
- η τιμή σε πραγματικό χρόνο (Real Time Pricing) όπου υπάρχουν αλλαγές στην τιμολόγηση σε πραγματικό χρόνο [25].

Τα χρονοδιαγράμματα τιμών στα πρώτα δύο προγράμματα τιμολόγησης δεν αλλάζουν συχνά όπου η αργή ανταπόκριση της πλευράς της ζήτησης μπορεί να συμβάλει, και έτσι οι πελάτες μπορούν εύκολα να καθορίσουν πώς να μετατοπίσουν την κατανάλωση ενέργειας από την ώρα αιχμής σε χαμηλότερη ώρα τιμής για να μειώσουν το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας. Ωστόσο, στα προγράμματα τιμολόγησης σε πραγματικό χρόνο η τιμή αλλάζει συνεχώς επειδή καθορίζεται από τη λειτουργία των δικτύων ισχύος σε πραγματικό χρόνο. Η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας κάθε ώρας μπορεί να διευθετηθεί μία ημέρα ή λίγες ώρες νωρίτερα ενώ υπάρχουν και προγράμματα όπου το διάστημα της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας είναι πολύ μικρότερο (π.χ. λιγότερο από 1 ώρα) και μπορεί να

διευθετηθεί πολύ πιο σύντομα εκ των προτέρων. Η κατεύθυνση της αγοράς και της τεχνολογίας δείχνουν ότι θα οδηγηθεί σε διαστήματα 5 λεπτών και 15 λεπτών όπως οδηγείται και η αγορά ενέργειας ενώ ήδη εφαρμόζεται σε κάποιες αγορές της Βόρειας Αμερικής (όπως η Πενσυλβάνια, το Νιου Τζέρσεϊ και το Μέριλαντ ). Σε αυτήν την κατάσταση, οι πελάτες πρέπει να εμπλακούν σε πραγματικό χρόνο και εντατικές αλληλεπιδράσεις με το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας και να χειριστούν τις απαιτήσεις με γρήγορη ταχύτητα απόκρισης για να ακολουθήσουν το στιγμιαίο σήμα τιμών από την αγορά. Η συμμετοχή της πλευράς της ζήτησης σε αυτά τα προγράμματα με βάση τις τιμές αντικατοπτρίζεται με τη μορφή ρύθμισης φορτίου αύξησης και μείωσης.[31]

### 1.5.3.2. Προγράμματα Απόκρισης Ζήτησης Βάση Συμβολαίου

Αυτός ο τύπος συστημάτων ενθαρρύνει τους καταναλωτές τελικής χρήσης για να μειώσουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας κατόπιν αιτήματος ή σύμφωνα με κάποιον προϋπάρχοντα διακανονισμό. Παραδείγματα αυτού του είδους προγραμμάτων είναι οι έλεγχοι άμεσης φόρτωσης (Direct Load Control), οι διακοπτόμενες τιμές και τα προγράμματα υποβολής προσφορών ζήτησης. Κάθε μία από αυτές τις στρατηγικές ελέγχου απαιτεί τον σχεδιασμό των κινήτρων ή συμβάσεων που προτείνονται στους καταναλωτές, λαμβάνοντας υπόψη τις συμπεριφορές και τις προτιμήσεις των καταναλωτών. Για την επίτευξη αυτού του στόχου, οι λύσεις απόκρισης ζήτησης χρησιμοποιούν εκτεταμένες λύσεις που βασίζονται σε μηχανική μάθηση [25].

Σε προγράμματα που βασίζονται σε κίνητρα, οι πελάτες λαμβάνουν συνήθως κίνητρα από επιχειρήσεις κοινής ωφελείας για την αποτελεσματική συμμετοχή τους στην αγορά . Τα περισσότερα από αυτά τα προγράμματα ενεργοποιούνται ως εφεδρική ικανότητα σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης για την αποτροπή βλαβών παραγωγής ή δικτύου. Συνήθως οι καταναλωτές υπογράφουν συμβάσεις με επιχειρήσεις κοινής ωφελείας, εάν η περικοπή φορτίου είναι εθελοντική ή υποχρεωτική, εάν οι πελάτες θα τιμωρηθούν εάν δεν περιορίσουν το φορτίο. Συμβατικά προγράμματα βασισμένα σε κίνητρα υιοθετούνται συνήθως στη διαχείριση της ζήτησης.. Συγκεκριμένα, τα περισσότερα προγράμματα που βασίζονται σε κίνητρα βασίζονται σε αιτήματα για βραχυπρόθεσμη μείωση και απόκριση φορτίου μέσα σε λίγα λεπτά, εκτός από τη «ρύθμιση συχνότητας». Η ρύθμιση συχνότητας απαιτεί ρύθμιση αμφίδρομης φόρτισης ανά διαστήματα δευτερολέπτων για την αποφυγή βραχυπρόθεσμης ανισορροπίας ή απόκλισης συχνότητας των δικτύων ισχύος [31].

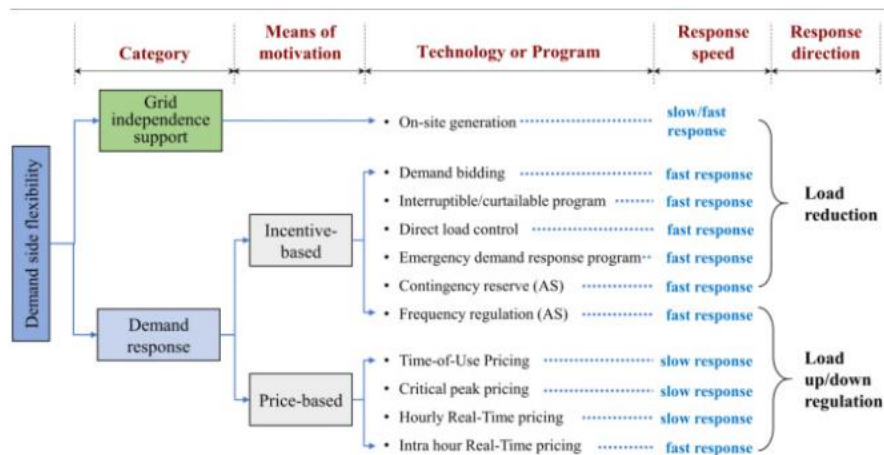
### 1.5.3.3. Οι Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας και η Σχέση τους με την Ανταπόκριση στη Ζήτηση

Οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας χωρίζονται μεταξύ τους, σε αυτές στις οποίες οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας συνάπτουν την προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας με τους τελικούς χρήστες και τις αγορές εκείνες, στις οποίες προμηθευτές, παραγωγοί, φορείς εκμετάλλευσης δικτύου και τρίτα μέρη ως αθροιστές αλληλοεπιδρούν για να επιτρέψουν στους τελικούς προμηθευτές να προμηθεύουν τους πελάτες τους διατηρώντας παράλληλα την ακεραιότητα του δικτύου. Η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας χωρίζεται στην αγορά ενέργειας, στην αγορά δυναμικότητας και στην αγορά βοηθητικών υπηρεσιών, τα οποία έχουν σχεδιαστεί για να παρέχουν οικονομικά κίνητρα σε διάφορους ενδιαφερόμενους για να συμβάλουν στον ενεργειακό εφοδιασμό και στη λειτουργία και την ακεραιότητα του δικτύου. Η απόκριση από πλευράς ζήτησης σχετίζεται με τις αγορές ενέργειας και βοηθητικών υπηρεσιών. Ανάλογα με τη χώρα, οι συμβάσεις μεταξύ των ενδιαφερομένων στην αγορά μπορούν να γίνουν μέσω διμερών συναλλαγών (εξωχρηματιστηριακά) ή μέσω μιας οργανωμένης αγοράς (ανταλλαγές, πλειστηριασμός με εκκαθάριση τιμών). Και στις δύο περιπτώσεις, τα προϊόντα μπορούν να αποτελέσουν αντικείμενο διαπραγμάτευσης στην αγορά (επόμενη ημέρα ή / και ενδοημερήσια) ή για αγορές βοηθητικών υπηρεσιών. Μόλις ένας προμηθευτής δεσμευτεί να παρέχει μια ορισμένη ποσότητα ενέργειας στο δίκτυο, αναμένεται συμμόρφωση. Διαφορετικά, υπάρχει ποινή. Έτσι, είναι πολύ σημαντικό για τους παρόχους υπηρεσιών και ελαστικότητας να διασφαλίζουν ότι οι τελικοί χρήστες δεσμεύονται και παρέχουν την ευελιξία ισχύος. [32]

Τα κριτήρια, και επομένως η υλοποίηση τέτοιων προγραμμάτων, μπορεί να έχουν ως στόχο την εξομάλυνση της καμπύλης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, την μεγιστοποίηση διείσδυσης ΑΠΕ, την ελαχιστοποίηση εκπομπών του θερμοκηπίου, την μεγιστοποίηση εξαγωγών ηλεκτρικής ενέργειας, την ελαχιστοποίηση εισαγωγών, την ελαχιστοποίηση κόστους ή κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας κλπ. Όλα τα παραπάνω γίνονται πάντα τηρώντας τα κριτήρια ευστάθειας του δικτύου και υπό συμμόρφωση με τους εκάστοτε κανονισμούς για εφεδρείες. Κατά περιόδους 2 ή περισσότερα από τα παραπάνω μπορεί να ταυτίζονται αλλά όχι πάντα, επομένως πρέπει να είναι ξεκάθαρος ο στόχος τους.

Συγκεντρωτικά λοιπόν, από την πληθώρα επιπέδων ευστάθειας δικτύου (συχνότητα, τάση, στρεφόμενη εφεδρεία, στάσιμη εφεδρεία, εφεδρεία με δυνατότητα εκκίνησης μετά από black out κλπ) τα προγράμματα απόκρισης ζήτησης εφαρμόζονται αρκετά σε επίπεδο ώρας έως δευτερολέπτου.[29]

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 3) παρουσιάζονται εποπτικά τα διαφορετικά είδη επίτευξης ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της απόκρισης ζήτησης.



Εικόνα 3 Κατηγορίες μεθόδων και τεχνικών απόκρισης ζήτησης<sup>8</sup>

## 1.6. Χρονοσειρές και Προβλέψεις

Οι χρονοσειρές ή χρονολογικές σειρές αποτελούν ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου φυσικού ή άλλου μεγέθους. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι το γεγονός ότι οι διαδοχικές αυτές παρατηρήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις είναι εξαρτημένες, οι μελλοντικές τιμές μπορούν να προσδιοριστούν ακριβώς από τις προηγούμενες. Μια τέτοια διαδικασία ονομάζεται ντετερμινιστική. Κάτι τέτοιο, ωστόσο, δεν συμβαίνει με τις, πραγματικές χρονοσειρές, καθώς το μέλλον καθορίζεται μερικώς μόνο από το παρελθόν. Έτσι, οι χρονοσειρές θεωρείται ότι αντιπροσωπεύουν στοχαστικές διαδικασίες. Κατά μία άλλη έννοια, ντετερμινιστικά μοντέλα είναι εκείνα που περιγράφουν την διαχρονική εξέλιξη, κάποιον φυσικού μεγέθους, για τα οποία υπάρχει πλήρης, γνώση των παραγόντων που το καθορίζουν. Στον πραγματικό κόσμο όμως τις περισσότερα μεγέθη επηρεάζονται και από τον λεγόμενο "τυχαίο παράγοντα", ο οποίος αντιπροσωπεύει μια στατιστική μεταβλητή. Τα μοντέλα την περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα ονομάζονται στοχαστικά [33].

### 1.6.1. Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών

Οι παραδοσιακές μέθοδοι ανάλυσης των χρονοσειρών ασχολούνται κυρίως με την αποσύνθεση της διακύμανσης της χρονοσειράς σε τέσσερα συστατικά της στοιχεία την τάση, την κυκλικότητα, την

<sup>8</sup> Πηγή Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies forenergy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art andfuture perspective [31]

εποχιακότητα και τις μη κανονικές διακυμάνσεις. Μια τέτοια προσέγγιση είναι χρήσιμη όχι μόνο για την εφαρμογή της κλασικής μεθόδου της αποσύνθεσης, αλλά και για την ανάλυση των ποιοτικών χαρακτηριστικών της χρονοσειράς ανεξάρτητα από τη μέθοδο πρόβλεψης που θα εφαρμοστεί στη συνέχεια. Η συστηματική μελέτη μιας χρονοσειράς ξεκινάει με την επισκόπηση του γραφήματος της στο πεδίο του χρόνου. Τα βασικά ποιοτικά της χαρακτηριστικά που προκύπτουν από αυτό είναι η τάση η εποχικότητα, η κυκλικότητα και οι ασυνέχειες. Τα τρία από αυτά αποτελούν έννοιες ταυτόσημες με τις αντίστοιχες της κλασικής αποσύνθεσης. Δεν συμβαίνει το ίδιο όμως με τις ασυνέχειες και τις μη κανονικές διακυμάνσεις. Οι ασυνέχειες αποτελούν κατά μια έννοια υποσύνολο της έννοιας των μη κανονικών διακυμάνσεων.

Η τάση γενικά θα μπορούσε να οριστεί σαν μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών της χρονοσειράς. Το πρόβλημα με αυτόν τον κατά τα άλλα αποδεκτό ορισμό είναι ποιά μεταβολή θεωρείται μακροπρόθεσμη. Μιλώντας για τάση θα πρέπει κανείς να έχει στην διάθεσή του έναν ικανό αριθμό παρατηρήσεων και ταυτόχρονα να εκτιμήσει το κατάλληλο, στην συγκεκριμένη περίπτωση, μήκος της περιόδου μέσα στην οποία θα αναζητήσει την ύπαρξη τάσης. Η κυκλικότητα αντιπροσωπεύει μια "κυματοειδή" μεταβολή που οφείλεται σε ειδικές εξωγενείς συνθήκες και εμφανίζεται κατά περιόδους. Οι περίοδοι δεν είναι απαραίτητα σταθερές και το μήκος τους είναι κατά κανόνα μεγαλύτερο του έτους. Η εποχιακότητα ορίζεται σαν μια περιοδική διακύμανση που έχει σταθερό και μικρότερο του έτους μήκος. Η διακύμανση αυτή είναι συνήθως κατανοητή και προβλέψιμη. Για τον λόγο αυτό είναι σχετικά εύκολο να μετρηθούν και να απομονωθούν έτσι ώστε να προκύψουν τελικά τα λεγόμενα αποεποχικοποιημένα δεδομένα. Ασυνέχειες ονομάζονται οι απομονωμένες παρατηρήσεις που εμφανίζονται στα γράφημα κάποιας χρονοσειράς ως απότομες αλλαγές στο πρότυπο συμπεριφοράς της και δε θα μπορούσαν να έχουν προβλεφθεί από την ιστορία της. Τέτοιες αλλαγές μπορεί να έχουν παροδικό ή μόνιμο χαρακτήρα. Στην πρώτη περίπτωση ονομάζονται, σύμφωνα με την επικρατούσα αγγλική ορολογία, outliers ή special events και η επίδρασή τους στην χρονοσειρά έχει μικρή χρονική διάρκεια. Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην ερμηνεία τέτοιων παρατηρήσεων, πράγμα που απαιτεί εξίσου θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική. Ένα outlier (ακραία τιμή) μπορεί να αντιπροσωπεύει μια ασυνήθιστη παρατήρηση που οφείλεται σε κάποιο εξαιρετικά και απρόβλεπτο γεγονός. Στην περίπτωση παρατηρούμενες ασυνέχειες έχουν μόνιμο χαρακτήρα ονομάζονται level-shifts αφού εμφανίζονται ως απότομες αλλαγές στο μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς. Μη κανονικές διακυμάνσεις θεωρούνται εκείνες που απομένουν όταν όλα τα υπόλοιπα συστατικά στοιχεία της χρονοσειράς. (τάση, εποχιακότητα και κυκλικότητα) έχουν απομονωθεί. Οι διακυμάνσεις αυτές μπορεί να αντιπροσωπεύουν μια εντελώς τυχαία μεταβλητή (με την στατιστική έννοια) που εκφράζει τον τυχαίο παράγοντα μιας στοχαστικής διαδικασίας. Εναλλακτικά, μπορεί να αντιπροσωπεύουν κάποια ασυνέχεια (outlier ή level shift) που συνδέεται με κάποιο εξαιρετικά γεγονός[33]

## 1.7 Στατιστικές Μέθοδοι

Οι στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης βρίσκουν ευρεία εφαρμογή σε πλήθος κλάδων και επιστημών. Στόχος τους είναι να καταστρώσουν σχέσεις και εξισώσεις μεταξύ των παρελθοντικών δεδομένων και των εξόδων (μελλοντικές τιμές που ζητείται να προβλεφθούν). Οι μέθοδοι αυτοί ποικίλουν από απλές, που εκφράζουν γραμμικές σχέσεις 2 μεταβλητών, έως πολυσύνθετες μη γραμμικές. Η επιλογή μεθόδου εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς (τυχειότητα, εποχιακότητα, τάση, κύκλος, διακοπτόμενη ζήτηση), από την διαθέσιμη υπολογιστική ισχύ ή τον διαθέσιμο χρόνο, από την φύση του εξεταζόμενου αντικειμένου (αύξηση κρουσμάτων στην αρχή μίας πανδημίας) αλλά και από τον ορίζοντα πρόβλεψης. Οι μέθοδοι αυτοί πολύ συχνά αξιολογούνται σε διαγωνισμούς προβλέψεων όπως ο M4<sup>9</sup>. Οι πιο εξελιγμένες μέθοδοι είναι τα garch-gjr (αυτοπαλινδρούμενο μοντέλο διακύμανσης που χρησιμοποιείται κυρίως στον κλάδο των οικονομικών) και τα ARIMA με τις όποιες προεκτάσεις τους (SARIMA, ARIMAX) [35].

### 1.7.1. Αυτοπαλινδρομικά Μοντέλα Κινητού Μέσου Όρου (ARIMA)

Τα μοντέλα arima (Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα Κινητού Μέσου όρου) είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα τα οποία βοηθάνε στην ανάλυση και την πρόβλεψη της εξέλιξης μεγεθών. Σε αντίθεση με τα ντετερμινιστικά μοντέλα (πχ γραμμική παλινδρόμηση), η χρήση των οποίων απαιτεί γνώση των

<sup>9</sup> The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods

παραγόντων από τις οποίες εξαρτάται το μέγεθος και όπου ο πλήρης εντοπισμός, μέτρηση και πρόβλεψή τους είναι πρακτικά αδύνατος, η εφαρμογή των μοντέλων ARIMA βασίζεται στον υπολογισμό της πιθανότητας για την οποία η τιμή του μεγέθους βρίσκεται εντός κάποιου διαστήματος. Τα μοντέλα ARIMA μελετήθηκαν εκτεταμένα από τους Box και Jenkins και συχνά αναφέρονται στη βιβλιογραφία με την ομώνυμη ονομασία. Στην γενική τους μορφή τα μοντέλα ARIMA περιέχουν τον τυχαίο παράγοντα (σφάλμα πρόβλεψης), τιμές του μεγέθους που εμφανίστηκαν σε προηγούμενες περιόδους και σχετικούς στοχαστικούς παράγοντες. Πιο συγκεκριμένα, κάθε μοντέλο ARIMA μπορεί να εκφραστεί ως γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω παραγόντων και στόχος είναι να προσδιοριστεί εκείνος που παράγει τις καλύτερες προβλέψεις. Στην πράξη βέβαια δεν είναι δυνατή η απόλυτη βεβαιότητα για το ποιος είναι ο βέλτιστος γραμμικός συνδυασμός. Ωστόσο μπορεί να προσεγγιστεί ικανοποιητικά με εμπειρικές ή επαναληπτικές μεθόδους (επανηλεξιμένες δοκιμές). Αφού διασφαλιστούν οι προϋποθέσεις που απαιτεί το μοντέλο για να εφαρμοστεί (πχ στάσιμη) είτε με προεπεξεργασία των δεδομένων είτε όχι,

Τελευταία έχουν προταθεί επεκτάσεις και τροποποιήσεις των μοντέλων Arima που περιλαμβάνουν την εποχιακότητα, μία άλλη επεξηγηματική μεταβλητή ή συνδυασμό και των δύο (SARIMA, ARIMA-X και SARIMA-X αντίστοιχα) [36].

### 1.7.2. Άλλες Μέθοδοι

Υπάρχει πληθώρα άλλων στατιστικών μεθόδων που έχουν προκύψει με το πέρασμα των χρόνων (Κινητός μέσος όρος, SES, Holt, Brown, Winters). αποτελούν λύση σε περιπτώσεις συγκεκριμένων προβλημάτων άλλου τύπου (πχ πληθυσμός αποικίας βακτηρίων) και υστερούν συνήθως σε ακρίβεια πρόβλεψης μεγεθών που εξαρτώνται από πολλούς παράγοντες. Χρησιμοποιούνται μερικές φορές ως μέρος ενός μοντέλου που προκύπτει από συνδυασμό επί μέρους μοντέλων. [37]

## 1.8. Μηχανική Μάθηση

Η μηχανή μάθηση (Machine Learning) αποτελεί έναν κλάδο της επιστήμης με πολλές κατηγοριοποιήσεις. Η κύρια κατηγοριοποίηση αφορά την επιβλεπόμενη ή όχι μάθηση. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας, έμφαση θα δοθεί στην συσταδοποίηση (τεχνική μη επιβλεπόμενης μάθησης), καθώς και στην βαθειά μάθηση (επιβλεπόμενη μάθηση) καθώς αποτελούν τα κύρια εργαλεία επίλυσης των προβλημάτων που εξετάζονται.

### 1.8.1. Επιβλεπόμενη Μάθηση

Είναι μία κατηγορία μηχανικής μάθησης, κατά την οποία ένα σύνολο εισόδων (πχ ένα διάγραμμα από χαρακτηριστικά) αντιστοιχίζεται με μία επιθυμητή έξοδο. Τα μοντέλα αυτά αντιστοιχίζουν τα δεδομένα εκπαίδευσης δημιουργώντας μία σχέση συσχέτισης γνωστών εισόδων με γνωστές εξόδους. Στην συνέχεια ο αλγόριθμος μπορεί να γενικεύσει την συσχέτιση αυτή για δεδομένα που δεν υπάρχει γνωστή αντιστοιχία με μία έξοδο. Πέρα από την βαθειά μάθηση που αναλύεται ξεχωριστά λόγω της εφαρμογής της σε αυτό τον τύπο προβλημάτων, στην επιβλεπόμενη μάθηση ανήκει πλήθος αλγορίθμων και τεχνικών όπως SVMs, random forest, knn κα.

### 1.8.2. Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning στην οποία ανήκει και η συσταδοποίηση), αποτελεί την διαδικασία όπου κάποιος αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται έντονα κυρίως με τις μεθόδους Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis) και Ομαδοποίησης/Συσταδοποίησης (Clustering). Και οι δύο αυτοί τρόποι επιτυγχάνουν την μείωση του θορύβου και όγκου των δεδομένων για πιο εύκολη εκπαίδευση του μοντέλου [56].

Συνήθως, στη μη επιβλεπόμενη μάθηση, δίνεται ένα σύνολο δεδομένων, χωρίς τις αντίστοιχες κλάσεις-ετικέτες κάθε εγγραφής και στόχος είναι η χρήση κάποιου αλγορίθμου, ώστε αυτόματα να προσδιοριστεί κάποια ενδεχομένως ενδιαφέρουσα δομή των δεδομένων. Για παράδειγμα, δοθέντων κάποιων δεδομένων χωρίς κλάσεις, οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης ομαδοποιούν τα δεδομένα σε συστάδες, έτσι ώστε εγγραφές, οι οποίες ανήκουν στην ίδια συστάδα, να έχουν όμοια ή παραπλήσια



χαρακτηριστικά. Οι συστάδες που δημιουργούνται πρέπει να διαχωρίζουν ορθά τα δεδομένα. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι μια συστάδα πρέπει να απαρτίζεται από αντικείμενα, όπου κάθε αντικείμενο είναι πιο κοντά σε κάθε άλλο αντικείμενο της ίδιας συστάδας απ' ό,τι σε κάποιο άλλο αντικείμενο διαφορετικής συστάδας.

Εν κατακλείδι η μη επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται για να εξάγει συμπεράσματα για τα δεδομένα, μειώνοντας την πολυπλοκότητα τους, διαμορφώνοντας συσχετίσεις και ελαχιστοποιώντας τον όγκο των μεταβλητών. Παράλληλα χρησιμοποιούνται στην ομαδοποίηση (συσταδοποίηση) δεδομένων ώστε να χρησιμοποιούνται επί μέρους παρόμοιες τεχνικές πρόβλεψης. Χρησιμοποιείται ευρέως σε προβλήματα που υπάρχει ετερογένεια καταναλωτών (βλ. 2.2. ).

### 1.8.3. Ημιεπιβλεπόμενη Μάθηση

Οι παραπάνω δύο κατηγορίες, όπως και η ενισχυτική μάθηση, μερικές φορές είναι ασαφείς. Ενίοτε μάλιστα επικαλύπτονται τμηματικά. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν προβλήματα όπου τα δεδομένα είναι μερικώς σεσημασμένα με ετικέτες εξόδου και όχι στο σύνολό τους. Παραδείγματα τέτοιων αλγορίθμων αποτελούν τα Generative μοντέλα, μέθοδοι διαχωρισμού χαμηλής πυκνότητας (low-density separation), Laplacian regularization κα.

### 1.8.4. Βαθειά Μάθηση

Τα νευρωνικά δίκτυα συγκέντρωσαν μεγάλη προσοχή από τους ερευνητές από τα μέσα του 1980 για την επίλυση προβλημάτων πρόβλεψης φορτίου. Τους προσέλκυσαν ως ένα ισχυρό υπολογιστικό εργαλείο για τα προβλήματα πρόβλεψης. Τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν πολύ καλύτερη απόδοση σε σύγκριση με προηγούμενες εφαρμοσμένες τεχνικές για μη γραμμικές μεταβλητές εισόδου [38]. Έχουν την ικανότητα να καταστρώνουν σύνθετες, μη γραμμικές σχέσεις και συσχετίσεις, με στόχο τον αυτόματο έλεγχο, τη λήψη αποφάσεων υπό αβεβαιότητα, και γενικότερα την υλοποίηση μοντέλων πρόβλεψης [39].

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν περισσότερα πλεονεκτήματα από τα στατιστικά μοντέλα, καθώς έχουν την ικανότητα να χαρτογραφήσουν συσχετίσεις εισόδων και εξόδου χωρίς την ανάγκη δημιουργίας σύνθετων συναρτήσεων από τον ερευνητή / χειριστή [40]. Τα νευρωνικά εξάγουν τη μη γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης του δικτύου όπου είναι γνωστή η επιθυμητή έξοδος. Το δίκτυο διαδοχικά τροποποιεί τα βάρη ώστε να ελαχιστοποιήσει το επιθυμητό μετρητικό σφάλμα. Στην συνέχεια μπορεί να προβλέψει μία έξοδο εάν δεχθεί καινούριες εισόδους. Ο κατάλληλος αλγόριθμος εκμάθησης, τα κατάλληλα δεδομένα εκπαίδευσης και η βελτιστοποιημένη δομή δικτύου μπορεί να αυξήσουν τη συνολική απόδοση του δικτύου και να μειώσουν την πολυπλοκότητα [41], ενώ για τον προσδιορισμό τους χρειάζονται συνήθως επαναληπτικές μέθοδοι αλλά και εμπειρία από τον ερευνητή. Τα δίκτυα αυτά δείχνουν πιο ισχυρή/στιβαρή συμπεριφορά κάτω από διαφορετικά αβέβαια σενάρια εισόδου [40].

Στα σημεία προσοχής πρέπει να συμπεριληφθούν η προεπεξεργασία δεδομένων, η δομή του δικτύου και ο αλγόριθμος μάθησης του νευρωνικού δικτύου, καθώς μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια. Επιπλέον, έμφαση πρέπει να δοθεί στην ταχύτητα σύγκλισης του δικτύου, στην χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα, και την μειωμένη περίοδο εκπαίδευσης καθώς πρέπει το μοντέλο να συμφέρει (Δεν γίνεται να εξάγει αποτέλεσμα μετά το πέρασ του ορίζοντα πρόβλεψής του). [42]

Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από νευρώνες, σε θέσεις εισόδου, κρυφούς και εξόδου. Οι νευρώνες συνδέονται με τα συναπτικά βάρη και ο αλγόριθμος εκμάθησης ενημερώνει τα βάρη τους για να χαρτογραφήσει την είσοδο σχέση /εξόδου. Το άθροισμα των σταθμισμένων εισόδων επεξεργάζεται και εφαρμόζεται στη συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία δημιουργεί την έξοδο. Τα βάρη και οι σταθεροί όροι σε κάθε νευρώνα προσαρμόζονται για να μειωθεί το σφάλμα μεταξύ της παραγόμενης εξόδου και της επιθυμητής εξόδου του δικτύου [38].

Η μαθηματική έκφραση της εξόδου ενός νευρώνα μπορεί να υπολογιστεί ως:

$$A_i = g \left( \sum_{j=0}^n W_{ji} a_j \right)$$

Όπου

$A_i$	Η έξοδος του νευρωνικού
$W_{ji}$	Το βάρος που συνδέει τον νευρώνα $j$ με τον $i$
$a_j$	Η είσοδος του νευρώνα
$g$	Συνάρτηση ενεργοποίησης

### 1.8.5.1. Συνάρτηση Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου λειτουργεί με όρισμα τις σταθμισμένες εισόδους και ως αποτέλεσμα την δημιουργία των εξόδων που θα χρησιμοποιηθούν ως εισοδοί στο επόμενο επίπεδο του δικτύου. [43]

Ως συνάρτηση ενεργοποίησης υπάρχει πληθώρα επιλογών όπως: γραμμική συνάρτηση, συνάρτηση βήματος, λογιστική συνάρτηση, εφαπτομενική-υπερβολική και σιγμοειδής συνάρτηση κ.λπ. Ωστόσο, η ενεργοποίηση μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με την αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου, τον αριθμό των εισόδων και τη φύση του προβλήματος. Αλλά δεν υπάρχει κανένας απόλυτος εμπειρικός κανόνας για την επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης για την καλύτερη έξοδο. Προφανώς διαφορετικές συναρτήσεις επηρεάζουν και τα αποτελέσματα [44].

Τα πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα έχουν ένα ή περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα μεταξύ του επιπέδου εισόδου και εξόδου του δικτύου. Τέτοιου είδους δίκτυα έχουν περισσότερες δυνατότητες και αποτελούν αυτά που συναντώνται επι το για την επίλυση του βραχυπρόθεσμου προβλήματος πρόβλεψης φορτίου [45].

### 1.8.5.2. Ροή Πληροφορίας και Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα

Η τροφοδοσία προς τα εμπρός (εμπρόσθια) είναι ο απλούστερος τύπος νευρωνικού δικτύου. Σε αυτόν τον τύπο δικτύου, οι πληροφορίες μετακινούνται από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου με κίνηση μόνο προς τα εμπρός. Δεν υπάρχει επίδραση ενός στρώματος σε προηγούμενα επίπεδα λόγω της απουσίας κύκλου ανάδρασης ή βρόχου. Ωστόσο, το νευρωνικό δίκτυο ανατροφοδότησης είναι αυτό που χρησιμοποιείται εκτενώς για την πρόβλεψη [46] [47]. Το νευρωνικό δίκτυο ανατροφοδότησης επιτρέπει στις πληροφορίες να κινούνται και προς τις δύο κατευθύνσεις. Η έξοδος του δικτύου επηρεάζει την είσοδο για να επιτευχθεί με αντίστροφη διάδοση των πληροφοριών του σφάλματος. Το δίκτυο ανάδρασης είναι δυναμικής φύσης λόγω της συνεχούς αλλαγής της κατάστασης για την επίτευξη της ισορροπίας. Καθώς εφαρμόζεται η αλλαγή στις εισόδους του δικτύου, το δίκτυο προσπαθεί να επιτύχει τη νέα κατάσταση ισορροπίας από την προηγούμενη κατάσταση. Τα νευρωνικά δίκτυα ανάδρασης είναι κατάλληλα για δυναμικές και πολύπλοκες διεργασίες καθώς και για προβλήματα χρονικά μεταβαλλόμενων ή χρονικά καθυστερημένων προτύπων [48]. Έχουν την δυνατότητα να επεξεργάζονται μεγάλες χρονοσειρές ως χρονοσειρές και όχι ως μεμονωμένες τιμές. Μπορούν δηλαδή να εντοπίσουν την εποχιακότητα ενώ διαφορετικές αρχιτεκτονικές αντιδρούν διαφορετικά στο πρόβλημα του vanishing gradient<sup>10</sup>. Οι υπερπαράμετροι των μοντέλων μπορούν να προσδιοριστούν με πλήθος τεχνικών και τρόπων. Δυστυχώς η επιλογή τους μπορεί να οδηγήσει σε τοπικά ελάχιστα των σφαλμάτων ενώ οι επιλογές δεν είναι ανεξάρτητες οπότε δεν μπορούν να θεωρηθούν ως αυτόνομα προβλήματα με απόλυτη επιτυχία. Παράλληλα θα πρέπει να τηρηθεί μία ισορροπία μεταξύ υπολογιστικής ισχύος/χρόνου που απαιτείται και ακρίβειας [49].

*Σημείωση: Γίνεται συγκεκριμένη αναφορά στα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα λόγω της ευρείας εφαρμογής τους στο μελετούμενο πλαίσιο (βλ. 3.2.2. ).*

<sup>10</sup> Πρόβλημα που σε συνδυασμό με συγκεκριμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης δεν επιτρέπει στην ανανέωση των βαρών και επομένως την επιπλέον εκπαίδευση του νευρωνικού μετά από κάποιες επαναλήψεις.

## 1.9. Στατιστική Ανάλυση Ακρίβειας Προβλέψεων

Όπως αναλύεται και στο [34] προκειμένου να αξιολογηθούν οι προβλέψεις που μπορεί να κάνει ένα μοντέλο, χρησιμοποιούνται μετρητικές διαδικασίες προκειμένου να είναι συγκρίσιμη και ποσοτικοποιήσιμη η πρόβλεψη αυτή. Έστω γι η χρονοσειρά των τιμών μίας πρόβλεψης των πραγματικών τιμών  $x_i$  της χρονοσειράς. Σαν σφάλμα ορίζεται το

$$e_i = y_i - x_i$$

Το μέσο σφάλμα (Mean Error) αποτελεί μία πρώτη εκτίμηση για την ακρίβεια της μεθόδου. Συχνά, με το πρόσημό του, αποτελεί ένδειξη για κάποιο συστηματικό σφάλμα, πχ υπερεκτίμησης ή υποεκτίμησης.

$$ME = \sum_{i=1}^n \frac{e_i}{n}$$

Το μέσο απόλυτο σφάλμα αποτελεί μία εκτίμηση της συνολικής ακρίβειας της μεθόδου, χωρίς να εξισοσταμίζει τα σφάλματα τα θετικά και τα αρνητικά σφάλματα

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{n}$$

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα χρησιμοποιείται διότι δεν συγχωρεί τις μεγάλες αποκλίσεις από την πραγματική τιμή.

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{e_i^2}{n}$$

Η ρίζα του παραπάνω σφάλματος χρησιμοποιείται προκειμένου να υπάρχουν μετρητικές μονάδες μέτρησης ίδιες με το μετρούμενο μέγεθος

$$rMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{e_i^2}{n}}$$

Τα παραπάνω σφάλματα χρησιμοποιούνται με κάποιες προσαρμογές προκειμένου να γίνουν ποσοστιαία και να επιτρέπουν καλύτερη εποπτεία των μεθόδων καθώς και σύγκριση σε χρονοσειρές διαφορετικών φυσικών μεγεθών και μονάδων μέτρησης. Αυτό επιτυγχάνεται συνήθως με την διαίρεση του σφάλματος με την εκάστοτε πραγματική τιμή:

$$MPE = \sum_{i=1}^n \frac{\frac{e_i}{y_i}}{n}$$

$$MPAE = \sum_{i=1}^n \frac{\frac{|e_i|}{|y_i|}}{n}$$

$$MSPE = \sum_{i=1}^n \frac{\left(\frac{e_i}{y_i}\right)^2}{n}$$

$$rMSPE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\left(\frac{e_i}{y_i}\right)^2}{n}}$$

Το πρόβλημα που εγείρεται με την χρήση των παραπάνω σφαλμάτων είναι διττό. Όταν η πραγματική τιμή είναι πολύ κοντά στην μηδενική, το σφάλμα μεγαλώνει πολύ, ενώ σε φυσικές μονάδες η απόκλιση μπορεί να είναι μικρή και να μην επηρεάζει αρκετά. Παράλληλα μπορεί να μηδενιστεί η πραγματική τιμή καθιστώντας το κλάσμα μη ορίσιμο. Για αυτό τον λόγο χρησιμοποιείται η κανονικοποιημένη τιμή κάθε σφάλματος. Διαιρείται δηλαδή με την μέγιστη τιμή ή το εύρος των πραγματικών παρατηρήσεων.

$$NME = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{e_i}{x_i}}{MAXx_i - MINx_i}$$

$$NMAE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{n}}{MAXx_i - MINx_i}$$

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{e_i^2}{n}}{MAXx_i - MINx_i}$$

$$NrMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{e_i^2}{n}}}{MAXx_i - MINx_i}$$

## 2. Προετοιμασία Δεδομένων

### 2.1. Προεπεξεργασία Δεδομένων

Η πρόβλεψη αφορά την διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων και εκτιμήσεων για το μέλλον με ένα ποσοστό αβεβαιότητας. Η διαδικασία αυτή συνήθως αξιοποιεί δεδομένα του παρελθόντος και δημιουργεί σχέσεις που συσχετίζουν την συμπεριφορά ενός μεγέθους στο παρελθόν με αυτήν που θα έχει στο μέλλον. Τυχών σφάλματα στα εν λόγω δεδομένα εντάσσουν σφάλματα στην συσχέτιση αυτή οπότε το πρώτο βήμα σε μία επιτυχημένη πρόβλεψη είναι η προεπεξεργασία των δεδομένων.

Η προεπεξεργασία δεδομένων είναι ένα σημαντικό βήμα στη διαδικασία εξόρυξης δεδομένων. Η φράση «σκουπίδια μέσα, σκουπίδια έξω» (garbage in garbage out) ισχύει ιδιαίτερα για έργα εξόρυξης δεδομένων και μηχανικής μάθησης. Οι μέθοδοι συλλογής δεδομένων συχνά ελέγχονται χαλαρά, με αποτέλεσμα τιμές εκτός εύρους (π.χ. εισόδημα: -100), αδύνατους συνδυασμούς δεδομένων (π.χ. Όχημα: Αυτοκίνητο, Τροχοί:1) και ελλείπουσες τιμές κ.λπ. Ανάλυση δεδομένων που δεν έχει ελεγχθεί προσεκτικά για τέτοια προβλήματα μπορεί να παράγει παραπλανητικά αποτελέσματα. Έτσι, η αναπαράσταση και η ποιότητα των δεδομένων προηγείται οποιασδήποτε επεξεργασίας και ανάλυσης. Συχνά, η προεπεξεργασία δεδομένων είναι η πιο σημαντική φάση ενός προγράμματος μηχανικής μάθησης.[50]

Ειδικά σε τμήματα τεχνητής νοημοσύνης που τα μοντέλα εκπαιδεύονται σε κάποια πακέτα δεδομένων, εάν υπάρχουν πολλές άσχετες και περιττές πληροφορίες ή θορυβώδη και αναξιόπιστα δεδομένα, τότε η ανακάλυψη συσχετίσεων κατά τη διάρκεια αυτή είναι πιο δύσκολη. Τα βήματα προετοιμασίας και φιλτραρίσματος δεδομένων μπορούν να απαιτήσουν σημαντικό χρόνο επεξεργασίας. Η προεπεξεργασία δεδομένων περιλαμβάνει τον καθαρισμό, την επιλογή, την ομαλοποίηση, τον μετασχηματισμό, την εξαγωγή χαρακτηριστικών και την επιλογή κ.λπ.[51]

#### 2.1.1 Ελλείπουσες ή Μηδενικές Τιμές

Υπάρχουν περιπτώσεις ελλειπουσών ή μηδενικών τιμών, οι οποίες δημιουργούν προβλήματα στην εφαρμογή των περισσότερων στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης και, ως εκ τούτου, πρέπει να αντιμετωπισθούν. Οι κενές τιμές αφορούν περιπτώσεις όπου η τιμή κάποιων περιόδων δεν είχε καταγραφεί και αποθηκευτεί στη βάση δεδομένων. Ο λόγος μπορεί να οφείλεται σε αστοχία του πληροφοριακού συστήματος ή σε λάθος χειρισμό από την πλευρά του υπεύθυνου χρήστη αλλά και σε αστοχία του μετρητικού εξοπλισμού. Ανεξαρτήτως αιτίας ακολουθείται μια από τις παρακάτω διαδικασίες εκτίμησης της ελλείπουσας τιμής, ανάλογα με την περίπτωση:

- Γίνεται προσπάθεια εύρεσης της κενής τιμής από άλλες πηγές ή απευθείας ορισμός αυτής, αν υπάρχει ασφαλής κριτική εκτίμηση για το ύψος στο οποίο κυμάνθηκε.
- Η κενή τιμή ορίζεται ως το ημίθροισμα (μέσος όρος) της προηγούμενης και της επόμενης παρατήρησης, όταν η χρονοσειρά χαρακτηρίζεται από στασιμότητα και δεν παρατηρείται εποχιακή συμπεριφορά. Αν η χρονοσειρά παρουσιάζει σαφή εποχιακή συμπεριφορά (τα χαρακτηριστικά χρονοσειρών αναλύονται βλ. 1.6.1. ), τότε η κενή τιμή ορίζεται ως ο μέσος όρος των τιμών των αντίστοιχων περιόδων. Για παράδειγμα, αν τα δεδομένα αποτελούνται από μηνιαίες παρατηρήσεις και παρατηρηθεί κενή τιμή στο Μάρτιο κάποιου έτους, τότε η κενή αυτή τιμή ορίζεται ως ο μέσος όρος των λοιπών Μαρτίων.
- Αν τίποτα από τα παραπάνω δεν είναι εφικτό ή δεν προσφέρει τα επιθυμητά αποτελέσματα, οι τιμές αυτές εξοστρακίζονται από την χρονοσειρά.

Προσοχή πρέπει να δοθεί στις πραγματικά μηδενικές τιμές. Εάν αυτές αντικατασταθούν, εισάγεται σφάλμα/θόρυβο στα δεδομένα ενώ εάν αφαιρεθούν μειώνεται την ακρίβεια των δεδομένων[52]

### 2.1.2 Χρονική Εξομάλυνση

Ένα άλλο σημείο προσοχής είναι στις περιπτώσεις που η χρονοσειρά αναφέρεται σε περιόδους αποτελούμενες από πλήθος ημερών (μηνιαίες, τριμηνιαίες κ.ο.κ.), ένα μέρος της συνολικής διακύμανσης των τιμών της χρονοσειράς οφείλεται στη διακύμανση του πλήθους των ημερών που συμπεριλαμβάνονται σε κάθε περίοδο. Προκειμένου να εξομαλυνθεί κατάλληλα η χρονοσειρά από τη διακύμανση αυτή, απαιτείται μια σειρά από ενέργειες:

- Καθορισμός των εργάσιμων ημερών ή ημερών συναλλαγών (trading days) στη διάρκεια μιας εβδομάδας. Καθορισμός της χώρας που εδρεύει η επιχείρηση και εύρεση των επίσημων αργιών (bank holidays) αυτής.
- Υπολογισμός, βάσει των παραπάνω, του πλήθους των εργάσιμων ημερών για κάθε περίοδο που συμπεριλαμβάνεται στο χρονικό διάστημα των διαθέσιμων δεδομένων.
- Υπολογισμός του μέσου όρου των εργάσιμων ημερών για όλες τις περιόδους που εξετάζονται.
- Εξομάλυνση της τιμής κάθε διαθέσιμης περιόδου διαιρώντας το μετρούμενο μέγεθος με το αποτέλεσμα των ημερών που έχουν υπολογιστεί.

Η παραπάνω μεθοδολογία έχει σημαντική επίδραση στη μείωση της στη διακύμανση διακύμανσης της χρονοσειράς, ειδικά που παρατηρείται σε μηνιαίες χρονοσειρές και ιδιαίτερα στις τιμές του Φεβρουαρίου[33].

### 2.1.3 Ακραίες Τιμές

Πέρα από τις μηδενικές τιμές μπορεί να υπάρχουν και τιμές πολύ μεγάλου μεγέθους (outliers). Αυτές συνήθως προκύπτουν από ένα σφάλμα ή μπορεί να εξηγηθούν από συγκεκριμένες καταστάσεις (black swan)<sup>11</sup>. Τέτοιες τιμές μπορεί να εισάγουν μεγάλο σφάλμα στα μοντέλα που προσπαθούν να προσαρμοστούν σε αυτές. Πολλές φορές λοιπόν, υπολογίζεται ηνμέση τιμή και η τυπική απόκλιση και απορρίπτονται οι τιμές δεν είναι στο διάστημα  $[x-3s, x+3s]$ .

Πολλές φορές χρησιμοποιούνται αρκετά σύνθετες μέθοδοι εντοπισμού outliers, καθώς ειδικά σε ντετερμινιστικά προβλήματα, η εισαγωγή θορύβου μπορεί να αποβεί καταστροφική. Στο [53] αρχικά εντοπίζονται οι αιχμές μετά την πρώτη διαφόριση της χρονοσειράς και μελετώνται ώστε να προκύψει αν θα αποτελέσουν μέρη της χρονοσειράς ή όχι. Στην συνέχεια, η ιδέα είναι να εκτιμηθεί ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης και μερικής συσχέτισης και να φιλτραριστούν τα δεδομένα με ένα AR μοντέλο (υψηλής τάξης). Τέλος μπορούν οι τιμές που απορρίφθηκαν να εκτιμηθούν με μία στατιστική μέθοδο πχ μοντέλο ARMA ώστε να μην υπάρχουν κενά στην χρονοσειρά. Συγκεκριμένα εφαρμόζεται η εξής μεθοδολογία από τους συγγραφείς:

Έστω ένα Γκαουσιανό διάνυσμα  $XY$  μηδενικής μέσης τιμής, με πίνακα συσχέτισης  $E(XY)=\rho^2$  και ισχύει ότι  $E(X^2)=E(Y^2)=\sigma^2$ . Η πυκνότητα του γινομένου  $XY$  μπορεί να προσεγγιστεί θεωρητικά

$$f_{\rho, \sigma^2}(v) = \frac{e^{-\frac{\rho \cdot v}{\sigma^2 \cdot (1-\rho^2)}}}{\pi \cdot \sigma^2 \sqrt{1-\rho^2}} \cdot K_0\left(\frac{|v|}{\sigma^2 \cdot (1-\rho^2)}\right)$$

Όπου  $K$  είναι η διαμορφωμένη συνάρτηση Bessel 2<sup>ου</sup> τύπου.

Η τυχαία μεταβλητή  $X^2/\sigma^2$  ακολουθεί κανονική κατανομή. Αν  $F_{\rho, \sigma^2}$  είναι η αθροιστική κατανομή του  $XY$  και  $G_{\sigma^2}$  αυτή του  $X^2$  τότε ο λόγος  $\tau$  των διαμέσων εκφράζεται:

$$\tau = \frac{\xi_{F_{\rho, \sigma^2}}}{\xi_{G_{\sigma^2}}} = \frac{\xi_{F_{\rho, 1}}}{\xi_{G_1}}$$

Όπου  $\xi_F$  είναι η διάμεσος του  $F$  και  $\xi_{G_1}=0.45$ . Με αναλυτικές μεθόδους εκφράζεται το  $\rho$  ως συνάρτηση του  $\tau$ ,  $\rho=r(\tau)$ .

Έστω μία στάσιμη Γκαουσιανή σειρά  $\{X_t\}$  με συσχέτιση  $\sigma^2$  και συνάρτηση αυτοσυσχέτισης  $\rho$ . Ορίζεται το

<sup>11</sup> Ακραίο μη προβλέψιμο γεγονός που προκαλεί ακραίες μεταβολές στο μετρούμενο μέγεθος και εξηγούνται αφού πραγματοποιηθεί το γεγονός (πχ μείωση δρομολογίων αεροπλάνων λόγω της πανδημίας)

$$\hat{\tau}(k) = \frac{\widehat{\xi_{F_{\rho(k),\sigma^2}}}}{\widehat{\xi_{G_{\sigma^2}}}} \quad \forall k \in N$$

Όπου  $F_{\rho(k),\sigma^2}$  είναι η συνάρτηση αθροιστικής κατανομής μίας μεταβλητής  $\{ΧτΧτ-k\}$  και  $G_{\sigma^2}$  αυτή  $\{Χτ^2\}$ . Μπορεί να υπολογιστεί μία εκτίμηση χάρη στην σχέση

$$\hat{\rho}(k) = r(\hat{\tau}(k))$$

Η οποία αποτελεί την RME (ratio of medians based estimator).

Ένα μοντέλο AR(p) υψηλής τάξης προσαρμόζεται, χρησιμοποιώντας το RME, όπου επιλέγεται από ένα ισχυρό κριτήριο επιλογής σειράς, με την προϋπόθεση ότι είναι μεγαλύτερο από τη σειρά του αυτοπαλινδρομικού p. Στην συνέχεια ανιχνεύονται τα outliers φιλτράροντας με το υψηλής τάξης AR και χρησιμοποιώντας ένα κλασικό ARMA με βάση τη μέθοδο μέγιστης πιθανόφάνειας για την αναπλήρωση των τιμών που λείπουν [54].

#### 2.1.4 Σημεία Προσοχής για Δεδομένα Κατανάλωσης Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στο [29] όπου θέλει να μελετηθεί η συμμόρφωση καταναλωτών σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης αφαιρούνται από τα δεδομένα κατά την διάρκεια της προεπεξεργασίας οι καταναλωτές με εγκατεστημένα ΦΒ καθώς εισάγουν θόρυβο και αβεβαιότητα στα μελετούμενα μεγέθη όντας ένας αστάθμητος παράγοντας. Παράλληλα λαμβάνονται υπόψιν μόνο χρονικές στιγμές που υπάρχουν και μετεωρολογικά δεδομένα καθώς για την συσχέτιση που επιδιώκεται είναι απαραίτητα. Παράλληλα γίνεται μία κανονικοποίηση των τιμών με MO το 0 και μοναδιαία διακύμανση ώστε να είναι πιο εφικτή η σύγκριση μεθόδων πρόβλεψης (που πιθανώς επηρεάζονται από την κλίμακα των δεδομένων). Η κανονικοποίηση των εισόδων είναι μία πρακτική που παρατηρήθηκε στο σύνολο σχεδόν των μοντέλων ώστε οι κλίμακες των μετρούμενων μεγεθών να μην επηρεάζουν τόσο. Πολλά από τα μοντέλα πρόβλεψης (πχ κάποια νευρωνικά δίκτυα) παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια με διακριτά δεδομένα εισόδου. Οι μετρήσεις (ειδικά από έξυπνους μετρητές / smart meters) μπορούν να έχουν πολύ μικρό βήμα και να προκύπτουν χρονοσειρές οριακά συνεχείς. Αυτό αυξάνει πολύ τον όγκο των δεδομένων και τον χρόνο εκπαίδευσης των μοντέλων χωρίς απαραίτητα να αυξάνει την αποτελεσματικότητα. Έτσι, χρησιμοποιείται η μέθοδος ολοκλήρωσης/ άθροισης των στοιχείων υπό εξέταση σε συγκεκριμένα διαστήματα ώστε να υπάρχει μία διακριτή χρονοσειρά.[55]

#### 2.1.5. Σχόλια

##### 2.1.5.1. Συγχρονισμός Δεδομένων

Ιδιαίτερα όταν ένα σύστημα επεξεργάζεται δεδομένα συλλεγμένα από διαφορετικούς μετρητές και παρόχους, πρέπει να δίνεται μεγάλη έμφαση στον συγχρονισμό των χρονοσειρών. Μία εταιρεία ελληνικών συμφερόντων μπορεί να έχει μετρητικούς μετεωρολογικούς ιστούς ρυθμισμένους στην εκάστοτε χειμερινή και θερινή ώρα Ελλάδας, να δέχεται στοιχεία από έναν εξωτερικό συνεργάτη μέσω SCADA σε ώρα UTC ή ακόμα και SET. Πέρα από τις συστηματικές διαφορές τους σε ώρες ζωνών, κάποια από τα παραπάνω μοντέλα προσαρμόζονται σε χειμερινή και θερινή ώρα ενώ άλλα παραμένουν σταθερά καθ' όλη την διάρκεια του έτους.

##### 2.1.5.2. Επιπλέον Σχόλια

Πέρα από τις παραπάνω διαδικασίες και διεργασίες, αξίζει ένας ερευνητής να μελετήσει μεθόδους και τεχνικές προεπεξεργασίας δεδομένων από πλήθος διαφορετικών κλάδων, όπως πχ της οικονομίας. Με εξαίρεση την ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας, όπου υπάρχει γενικευμένη χρήση στον τομέα της ενέργειας, υπάρχουν τεχνικές (πχ φίλτρα Cayman) που ενδέχεται να παρουσιάζουν ενδιαφέρον αν κάποιος ασχοληθεί.

Επιπλέον, αν και τα δεδομένα παρέχουν πληροφορίες για τα μετρούμενα μεγέθη, όταν αυτά επιλέγονται από πολλούς και διαφορετικούς μετρητές, ενδέχεται να δημιουργηθεί δυσκολία στην ύπαρξη ικανού μεγέθους χρονοσειράς από το οποίο όλες οι μετρήσεις όλων των δεδομένων είναι αξιόπιστες και έγκυρες.

Ακόμα και στην περίπτωση λήψης δεδομένων από κάποιον τρίτο, θα πρέπει να υπάρχει σαφής ενημέρωση εάν αυτά αποτελούν πρωτογενή ή επεξεργασμένα δεδομένα. Στην πρώτη περίπτωση θα πρέπει να υπάρχει και αναφορά τυχών σφαλμάτων μετρητών ενώ στην δεύτερη αναλυτική επεξήγηση της επεργασίας που έχει προηγηθεί.

## 2.2. Συσταδοποίηση

### 2.2.1. Χρησιμότητα της Συσταδοποίησης στην Προεπεξεργασία Ενεργειακών Δεδομένων

Όπως θα αναλυθεί στην συνέχεια (βλ. 4. ) υπάρχουν μεγάλες διαφορές που προκύπτουν από την μορφή των ίδιων δεδομένων στο ίδιο μοντέλο. Πολλές φορές χρειάζεται η κανονικοποίησή τους προκειμένου μεγάλες τιμές να μην επηρεάζουν δυσανάλογα τα αποτελέσματα, χρησιμοποιείται κυρίως για περιπτώσεις που υπάρχουν ως είσοδοι στα μοντέλα διαφορετικά μετρούμενα μεγέθη σε διαφορετικές μονάδες μέτρησης.

Η συσταδοποίηση καταναλωτών (εμπορικοί, οικιακοί κλπ) ή φορτίων (ελαστικό, ανελαστικό) μπορεί να βοηθήσει αρκετά στο κομμάτι της πρόβλεψης χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους σε κάθε κλάση εάν αυτή η μέθοδος ταιριάζει στα χαρακτηριστικά των δεδομένων (βλ. 4. Ανασκόπηση Εναλλακτικών Μεθόδων για Προσδιορισμό και Πρόβλεψη Ελαστικότητας Ηλεκτρικής Ενέργειας). Στην συνέχεια η συνολική πρόβλεψη μπορεί να γίνεται με έναν συνδυασμό των επιμέρους προβλέψεων (ensemble, bottom up).

Παράλληλα η ομαδοποίηση αυτή επιφέρει λύσεις ως προς την βέλτιστη αξιοποίηση πόρων για αναβάθμιση ενός υπάρχοντος συστήματος Ηλεκτρικής Ενέργειας, (πχ εγκατάσταση συσσωρευτών ενδέχεται να αξίζει σε καταναλωτές με σταθερό προφίλ και μεγάλη αιχμή ενώ σε αυτούς που είναι περισσότερο στοχαστικοί, να προτείνεται εφαρμογή προγράμματος απόκρισης ζήτησης).

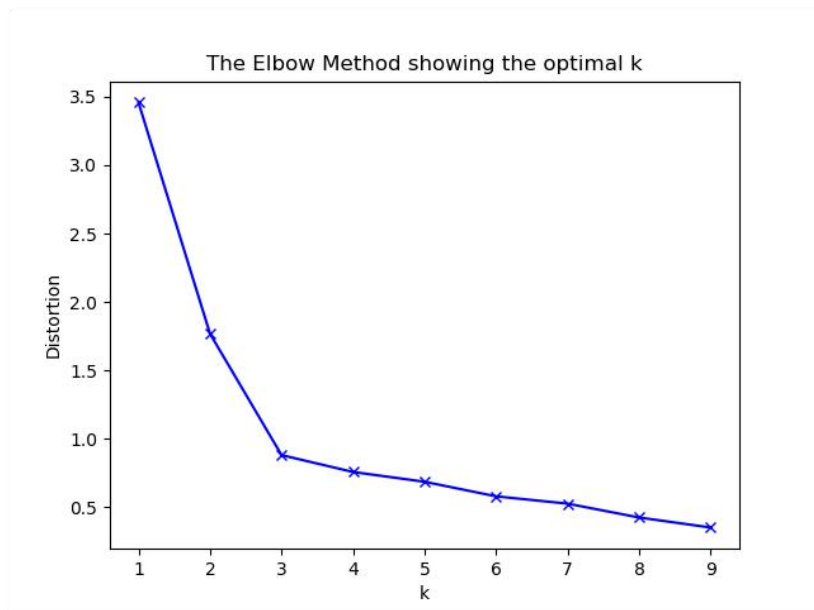
Οι παραπάνω μέθοδοι χρησιμοποιούνται πολύ συχνά σαν κομμάτι της προεπεξεργασίας δεδομένων ώστε να είναι πιο αποτελεσματική η αξιοποίηση των δεδομένων.

Στο αντικείμενο μελέτης της παρούσας εργασίας, τα δεδομένα αποτελούνται πολύ συχνά από χρονοσειρές εκατοντάδων χιλιάδων στοιχείων. Παράλληλα η διαρκής αύξηση της τοποθέτησης έξυπνων μετρητών οι οποίοι λαμβάνουν μετρήσεις πλήθους στοιχείων με πολύ μεγάλη συχνότητα, αυξάνουν υπερβολικά τον όγκο των δεδομένων. Χρειάζονται λοιπόν μέθοδοι επεξεργασίας που προηγούνται της πρόβλεψης, οι οποίες δεν έχουν ως στόχο την εξακρίβωση της πιστότητας των δεδομένων (όπως στην προεπεξεργασία), αλλά την διαλογή και συνδυασμό τους με τον πιο αποδοτικό τρόπο για την εκπαίδευση του μοντέλου.

### 2.2.2. Επιλογή Αριθμού Συστάδων

Δυστυχώς, για την επιλογή του αριθμού των συστάδων δεν υπάρχει κάποιος γενικός κανόνας, ο οποίος να λειτουργεί εγγυημένα και για όλες τις περιπτώσεις. Ένα απλό και πρακτικό τέχνασμα, το οποίο μπορεί να βοηθήσει σε ορισμένες περιπτώσεις, είναι «ο κανόνας του αγκώνα» (the elbow rule).





Εικόνα 4 <sup>12</sup>Η μέθοδος του αγκώνα

Στην παραπάνω εικόνα (Εικόνα 4) ο κανόνας του αγκώνα υποδεικνύει ότι η επιλογή  $k=3$  είναι αρκετά καλή. Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις, όπου η γραφική είναι πιο ομαλή και δεν έχει τον τύπο σχήματος του αγκώνα, με αποτέλεσμα η επιλογή και πάλι να μην είναι ξεκάθαρη. Ο μικρός αριθμός συστάδων ενδέχεται να οδηγήσει σε συσχετίσεις με μικρό συντελεστή, ενώ ο πολύ μεγάλος αριθμός εν τέλει αυξάνει την υπολογιστική ισχύ που απαιτείται και δεν φέρνει εις πέρας τον αρχικό στόχο καθώς κάθε κλάση μπορεί να περιέχει ελάχιστα στοιχεία/εγγραφές.

Πέρα από την μέθοδο του αγκώνα, υπάρχει πλήθος μετρητικών τιμών που χρησιμοποιούνται για να αποκτηθεί εικόνα της αντιπροσωπευτικότητας της κάθε κλάσης και του κέντρου της.

Έστω μία βάση δεδομένων που για κάθε καταναλωτή περιλαμβάνει την συνολική ενέργεια για συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, την μέγιστη ισχύς, την ελάχιστη καθώς και τον τύπο του καταναλωτή σε μορφή χρονοσειρών.

Αριθμός αναγνώρισης καταναλωτών (M)	$m_i$
Διαφορετικά δεδομένα για κάθε καταναλωτή (κανονικοποιημένα) H	$h_i$
Αριθμός αναγνώρισης συστάδων (K)	$k$
Αριθμός μελών ανά συστάδα	$R_k$
Κέντρο κάθε συστάδας	$C_k$
Ο r καταναλωτής που έχει ανατεθεί στην k κλάση	$r^{(k)}$
Το h στοιχείο του αντίστοιχου του καταναλωτή	$r^{(k)h}$

[57] Τότε ορίζεται η απόσταση μεταξύ δύο προφίλ καταναλωτών η οποία βοηθάει την αντίληψη της ύπαρξης ομοιογένειας ή όχι στα δεδομένα.

<sup>12</sup> Πηγή: <https://pythonprogramminglanguage.com/kmeans-elbow-method/>

$$d(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (m_i(h) - m_j(h))^2}$$

Σε κάθε σετ καταναλωτών ( είδος) μπορεί να οριστεί η εσωτερική απόσταση:

$$\widehat{d}(S) = \sqrt{\frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{p=1}^N d^2(s_n, s_p)}$$

Μπορεί να υπολογιστεί η διασπορά των καταναλωτών εντός μίας κλάσης

$$SCAT(C_k) = \sqrt{\frac{1}{R_k} \sum_{r=1}^{R_k} \sum_{h=1}^H (r_{(k)h} - C_{(k)h})^2}$$

Αλλά και η πυκνότητα της κάθε κλάσης. (Όσο πιο κοντά είναι τα μέλη της κλάσης, ο συντελεστής MIA είναι πιο μικρός)

$$MIA = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_r d^2(r_{(k)h} - C_{(k)h})}$$

Ο δείκτης (CDI) εκτός από την απόσταση μεταξύ των μελών σε μία κλάση (που περιλαμβάνει και ο MIA), περιλαμβάνει και τα αντιπροσωπευτικά διαγράμματα φορτίου της κάθε κλάσης. Οπότε μπορούν να διακριθούν αν οι κλάσεις είναι όμοιες μεταξύ τους ή όχι. Ο δείκτης αυτός βοηθάει σημαντικά στο να διακριθούν τα στοιχεία σύμφωνα με τα οποία θα πραγματοποιηθεί η συσταδοποίηση.

$$CDI = \frac{1}{\widehat{d}(C)} \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \widehat{d}^2(R_k)}$$

Έστω ένας τετραγωνικός πίνακας K\*K. Μπορεί να υπολογιστεί η εξάρτηση κάθε κέντρου κλάσης σε σχέση με τις άλλες, και η διασπορά των κέντρων αυτών, εάν τα στοιχεία του πίνακα υπολογιστούν ως εξής:

$$a_{ij} = \frac{1}{1 - \frac{1}{\ln(d(C_i, C_j))}}$$

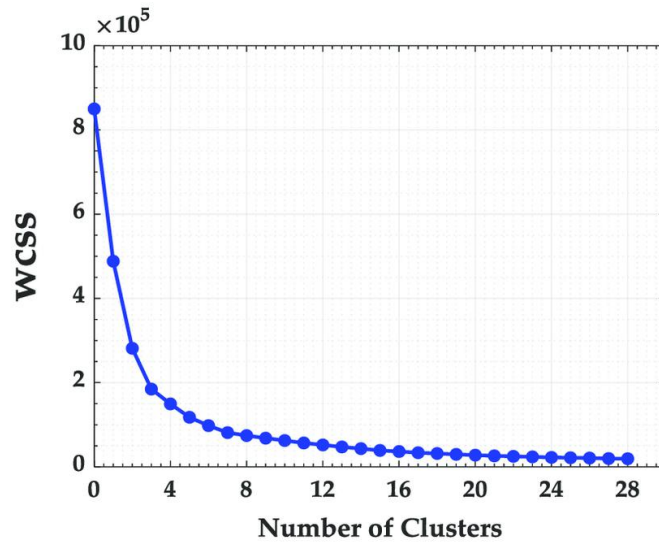
Εάν οι συστάδες δεν αποτελούνται από μοναδικά στοιχεία (δεν υπάρχει συστάδα με πλήθος στοιχείων 1), μπορεί να υπολογιστεί ο λόγος της διασποράς των κλάσεων προς την απόσταση μεταξύ των κέντρων

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \max_i \frac{SCAT(C_i) + SCAT(C_j)}{d(C_i, C_j)}$$

Τέλος μπορεί να υπολογιστεί η μέση απόσταση κάθε σημείου από την κλάση του για κάθε κλάση αλλά και συνολικά

$$Ball = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_r d^2(r_{(k)} - C_{(k)})$$

Ο κανόνας του αγκώνα μπορεί να χρησιμοποιηθεί λοιπόν σε πλήθος περιπτώσεων, μία ακόμη από τις οποίες είναι η WCBCR (Within Cluster Sum of Squares to Between Cluster Variation):



Εικόνα 5 <sup>13</sup> Η μέθοδος του αγκώνα

$$WCBCR = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_r d^2(r^{(k)} - C_{(k)})}{\sum_r d^2(C_i, C_j)}$$

[58] Οι παραπάνω μέθοδοι, λοιπόν αξιολογούνται προκειμένου με μία επαναληπτική διαδικασία να καθοριστεί ο βέλτιστος αριθμός επιλογής κλάσεων για κάθε πρόβλημα. Οι συστάδες πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικές του προβλήματος. (Οι μηχανισμοί αυτοί ονομάζονται CVIs (Cluster Validity Indices) [59][60][61][62])

### 2.2.3. Εναλλακτικές Μέθοδοι Συσταδοποίησης σε Ενεργειακά Δεδομένα

#### 2.2.3.1. Ο Αλγόριθμος Συσταδοποίησης k-means

Ο αλγόριθμος k-means ξεκινάει με k τυχαία σημεία, τα οποία ονομάζονται κεντροειδή της συστάδας και δηλώνουν το κέντρο βάρους της συστάδας. Το k υποδηλώνει σε πόσες συστάδες στοχεύει ο ερευνητής να δημιουργήσει ο αλγόριθμος. Ο αλγόριθμος εκτελεί επαναληπτικά δύο βήματα. Το πρώτο βήμα αφορά την ανάθεση σε κάποια συστάδα, ενώ το δεύτερο βήμα αφορά τον επαναπροσδιορισμό και τη μετατόπιση του κεντροειδούς κάθε συστάδας

Το πρώτο βήμα του αλγορίθμου k-means είναι η τυχαία αρχικοποίηση των k κεντροειδών των συστάδων. Παρόλο που το συγκεκριμένο βήμα φαίνεται απλό και ασήμαντο, αρκετές φορές μια «κακή» αρχικοποίηση μπορεί να οδηγήσει σε κακής ποιότητας συστάδες στην πορεία. Από τα μειονεκτήματα του αλγορίθμου k-means είναι το γεγονός ότι δεν υπάρχει κάποιος αυτοματοποιημένος τρόπος επιλογής του k, δηλαδή του αριθμού των συστάδων, και επιλέγονται μέθοδοι που αναλύθηκαν παραπάνω.

Τέτοιοι αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς στην βιβλιογραφία για την προεπεξεργασία δεδομένων από ευφυείς μετρητές. Κύριο επίπεδο ανάλυσης είναι το πως αναλύονται στην συνέχεια τα δεδομένα καιρού και τα δεδομένα τύπου καταναλωτών (οικιακός, εμπορικός, μέγιστη –ελάχιστη κατανάλωση κλπ) [63].

Παραλλαγή του k-means είναι και ο k-medoids (αντιπροσώπων κεντροειδών) όπου ελαχιστοποιεί τις διαφορές μεταξύ τιμών και κέντρων των κλάσεων. Επομένως αποτελεί πιο στιβαρή μέθοδο (robust)

<sup>13</sup> [https://www.researchgate.net/figure/Within-Cluster-Sum-of-Squares-WCSS-for-Para-State\\_fig5\\_341622556](https://www.researchgate.net/figure/Within-Cluster-Sum-of-Squares-WCSS-for-Para-State_fig5_341622556)

όπου δεν επηρεάζεται τόσο από ακραίες τιμές. Σε περιπτώσεις που δεν έχει γίνει καλή προεπεξεργασία και καθάρισμα των outliers ενδέχεται να αποτελεί καλύτερη επιλογή.

Συγκεκριμένα για την περίπτωση των καταναλωτών ενέργειας προτείνεται η αξιολόγηση με τον δείκτη EVI (Energy Variance Index)[64]. Ο δείκτης αυτός μετρά τη μεταβλητότητα στις τιμές κατανάλωσης ενέργειας μεταξύ των παρατηρήσεων που ανήκουν στην ίδια συστάδα. Διαισθητικά, παρατηρήσεις καθημερινών (εργάσιμων ημερών) θα πρέπει να ομαδοποιούνται. Λαμβάνοντας υπόψη τις διαφορές στην ενέργεια μεταξύ περιπτώσεων που ανήκουν στην ίδια συστάδα, μπορεί να αποφευχθεί η ομαδοποίηση πελατών που έχουν παρόμοια προφίλ κατανάλωσης αλλά διαφορετικές κλίμακες μεγέθους. Για παράδειγμα, δύο καταναλωτές που παρουσιάζουν το ίδιο μοτίβο (π.χ. απογευματινή αιχμή κατανάλωσης) με τον ένα να είναι δέκα φορές το μέγεθος του άλλου (π.χ. εμπορικός και οικιακός πελάτης) συνεπάγεται πολύ διαφορετική μεταχείριση από τις επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας για σκοπούς ενεργοποίησης προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Στόχος δεν είναι μόνο η επιλογή καταναλωτών που μπορούν να απορρίψουν ή να μεταφέρουν την αιχμή τους, αλλά ο εντοπισμός αυτών με το μεγαλύτερο δυνατό αντίκτυπο στην μείωση κατανάλωσης (πχ μεγάλες εμπορικές οντότητες)

Ο δείκτης λοιπόν υπολογίζεται ως εξής

- Βήμα 1: Ομαδοποίηση του συνόλου δεδομένων ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας μία από τις μεθόδους που περιγράφονται.
- Βήμα 2: Προσδιορισμός των σημείων δεδομένων που ανήκουν σε συμπλέγματα.
- Βήμα 3: Για κάθε σύμπλεγμα, υπολογισμός της διαφοράς ενέργειας πίνακας όπου τα (a, b) αντιπροσωπεύουν την απόλυτη διαφορά στην ενέργεια από το σημείο δεδομένων (καταναλωτή) α στο σημείο δεδομένων β.
- Βήμα 4: Υπολογισμός του αθροίσματος του άνω τριγώνου στον πίνακα.
- Βήμα 5: Επανάληψη το Βήμα 2 και το Βήμα 3 για όλα τις συστάδες.
- Βήμα 6: Υπολογισμός του απολύτου των ενεργειακών διαφορών εντός κάθε μίας συστάδας.

### 2.2.3.2. Συσταδοποίηση με Ασαφή Λογική

Ενα θετικό χαρακτηριστικό του fuzzy c-means (ασαφής αλγόριθμος συσταδοποίησης) είναι ότι η συσταδοποίηση η οποία παράγει παρέχει μία ένδειξη του βαθμού στον οποίο κάθε παρατήρηση ανήκει σε κάθε ομάδα. Κάθε καταναλωτής δεν ανοίκει σε μία μοναδική συστάδα αλλά σε αρκετές με διαφορετικά ποσοστά. Από την άλλη μεριά όμως εμφανίζει τις ίδιες αδυναμίες με τον k-means, όπως προαναφέρθηκαν, αν και απαιτεί περισσότερη υπολογιστική ισχύ. Η ασαφής λογική χρησιμοποιείται συχνά και σε υβριδικά μοντέλα πρόβλεψης [65], [66] (βλ 3.2.2.1.Νευρωνικά Δίκτυα και Ασαφής Λογική)

Η παραπάνω ανάλυση (με fuzzy c-means) έχει χρησιμοποιηθεί για πλήθος δεδομένων. Συχνά, υπάρχουν δύο κύριες ομάδες χρονικών προφίλ, που αντιπροσωπεύουν την οικιακή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας σε κάθε εποχή. Διαφορές χρόνου και μεγέθους στα προφίλ των καλοκαιρινών μηνών είναι σημαντικότερες σε μια συστάδα που απαιτεί συνήθως περισσότερη ισχύ σε περιόδους υψηλότερης χονδρικής τιμής ηλεκτρικής ενέργειας από την άλλη.

Ενδιαφέρον παρουσιάζει ότι, με την βοήθεια μίας ανάλυσης παλινδρόμησης probit<sup>14</sup>, παρατηρήθηκε ότι η διαξαγωγή ενός ερωτηματολογίου μπορεί να οδηγήσει με σχεδόν την ίδια ακρίβεια στην επιλογή κλάσεων [67]. Το ερωτηματολόγιο μπορεί να αφορά μεταβλητές όπως το πλήθος των ατόμων στο σπίτι, αν υπάρχει τηλεεργασία, εισόδημα κλπ.

### 2.2.3.3. Ιεραρχικοί Αλγόριθμοι

Οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι συσταδοποίησης, όπως δηλώνει και το όνομά τους, δημιουργούν μια ιεραρχία εμφωλιασμένων συσταδοποιήσεων. Δηλαδή, συστάδες περιέχουν μεμονωμένα στοιχεία και άλλες συστάδες, οι οποίες με τη σειρά τους μπορεί να περιέχουν και αυτές άλλες, μικρότερες συστάδες, δημιουργώντας έτσι τα επίπεδα της ιεραρχίας. Οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι διακρίνονται σε

<sup>14</sup> Μέθοδος παλινδρόμησης όπου η εξαρτημένη μεταβλητή μπορεί να πάρει δύο μόνο τιμές

δύο υποκατηγορίες: τους συσσωρευτικούς και τους διαιρετικούς. Οι αλγόριθμοι μπορούν να αναπαρασταθούν πλήρως με δενδρογράμματα, δηλαδή με δενδρικά διαγράμματα, τα οποία παρουσιάζουν τη διάταξη των συστάδων που δημιουργήθηκαν από την ιεραρχική συσταδοποίηση. Ουσιαστικά, κάθε επίπεδο ενός δενδρογράμματος ορίζει ένα βήμα του αλγορίθμου. Το βασικό πλεονέκτημα των ιεραρχικών αλγορίθμων είναι ότι δεν χρειάζεται να υποτεθεί ένας συγκεκριμένος αριθμός συστάδων, αφού οποιοσδήποτε αριθμός μπορεί να επιτευχθεί, απλά κόβοντας το δενδρογράμμα στο κατάλληλο επίπεδο [68].

Οι συσσωρευτικοί αλγόριθμοι (Agglomerative Algorithms) ξεκινάνε με κάθε ένα από τα  $n$  δείγματα να ανήκει σε μια ξεχωριστή συστάδα, δηλαδή ξεκινάνε με  $n$  συστάδες. Σε κάθε βήμα, συγχωνεύονται οι δύο πιο κοντινές συστάδες, δηλαδή το πλήθος των συστάδων μειώνεται κατά ένα. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται, μέχρις ότου ο αλγόριθμος καταλήξει σε μια μοναδική συστάδα, η οποία θα εμπεριέχει όλα τα  $n$  δείγματα. Η όλη διαδικασία του αλγορίθμου μπορεί να αναπαρασταθεί με δενδρογράμμα ανομοιότητας. Το δενδρογράμμα περιέχει  $n-1$  επίπεδα και το κάθε επίπεδο αντιστοιχεί σε ένα βήμα του αλγορίθμου [69].

Οι διαιρετικοί αλγόριθμοι (Divisive Algorithms) ξεκινάνε με όλα τα δείγματα να ανήκουν σε μια ενιαία συστάδα. Σε κάθε βήμα, μια ομάδα διασπάται σε δύο. Αυτό γίνεται επαναληπτικά, μέχρι να δημιουργηθούν  $n$  ομάδες. Η πολυπλοκότητα των διαιρετικών αλγορίθμων είναι μεγαλύτερη από αυτή των συσσωρευτικών, αφού η διάσπαση μιας ομάδας σε δύο μπορεί να γίνει κατά  $2n-1-1$  τρόπους. Η επιλογή της βέλτιστης διάσπασης πρακτικά είναι αδύνατη ακόμα και για μικρό  $n$ . Στην πράξη η διάσπαση γίνεται, αλλά όχι κατά τον βέλτιστο τρόπο. Η όλη διαδικασία του αλγορίθμου μπορεί να αναπαρασταθεί, όπως και στους συσσωρευτικούς, με δενδρογράμμα [70].

Ο Finite mixture modelling είναι ιεραρχικός αλγόριθμος που έχει την δυνατότητα να κατηγοριοποιεί συνεχή αλλά και διακριτά δεδομένα παράλληλα. Σε αντίθεση με τον  $k$  means όπου τα βάρη είναι προκαθορισμένα (άξονες) ο αλγόριθμος αυτός επιλέγει τα βάρη των κατανομών που βέλτιστα περιγράφουν το πρόβλημα. Τέλος το BIC (Bayesian Information Criterion) υπολογίζεται εύκολα ως byproduct για την βέλτιστη επιλογή αριθμού κλάσεων [71].

Οι συστάδες χρησιμοποιούνται ευρέως για την στοχευμένη εφαρμογή προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης καθώς προσδιορίζονται καλύτερα οι συμπεριφορικές συνήθειες των καταναλωτών. Ενδιαφέρον παρουσιάζουν τα χαρακτηριστικά που επιλέγονται να συσταδοποιηθούν. Αυτά μπορεί να αφορούν όλο το μέγεθος της χρονοσειράς, ή κάποια γνωρίσματά της όπως η αιχμή φορτίου. Με μία τέτοια μέθοδο μπορούν να εντοπιστούν ποιες ομάδες καταναλωτών θα ήταν καλύτερη επιλογή για εγκατάσταση συσσωρευτών και ποιες για κάποιο είδος προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Παράλληλα ανάλογα τον στόχο της μελέτης αξίζει να κατηγοριοποιηθούν οι καταναλωτές σε περισσότερες από μία κλάσεις διατηρώντας την χρονοσειρά του σε κάποιες αντιπροσωπευτικές ώρες (πχ πρωινή, βραδινή κλπ).

Η μέθοδος Bootstrapping χρησιμοποιείται για την εξαγωγή συμπερασμάτων για την ακρίβεια της συσταδοποίησης που έχει προηγηθεί. Βασίζεται στον έλεγχο των κατανομών των σφαλμάτων και αποδίδει καλύτερα όσες περισσότερες φορές εφαρμοστεί.

$$e_j = \min (1 - \tau_{ij})$$

Εάν λοιπόν υπολογιστεί το άθροισμα των παραπάνω τιμών, όπου  $\tau$  οι πιθανότητες να ανήκει σε κάποια κλάση. Όσο πιο κοντά η τιμή αυτή στο 0, τότε πιο σίγουρη είναι η διάτμησή για την συγκεκριμένη παρατήρηση. Μπορεί να υπολογιστεί η εντροπία, που αποτελεί μία εκτίμηση για το πόσο διαχωρισμένες είναι οι κλάσεις

$$EN(\tau) = - \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^g \tau_{kj} \log(\tau_{kj})$$

Ενώ μία αθροιστική εκτίμηση της αβεβαιότητας της διάτμησης υπολογίζεται ως:

$$E = 1 - EN(\tau)/(N \log(g))$$

#### 2.2.3.4. Συσταδοποίηση με Αλγορίθμους Φασματικής Χαλάρωσης

Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης φασματικής χαλάρωσης (spectral relaxation clustering) στοχεύουν να εξηγήσουν τις διαφορές των δεδομένων σε χαμηλότερες διαστάσεις. Η ομαδοποίηση φασματικής χαλάρωσης (spectral clustering) βρίσκει τα ιδιοδιανύσματα του συνόλου δεδομένων, τα οποία είναι ορθογώνια και στοχεύει στην εξήγηση της μεταβλητότητας των δεδομένων σε χαμηλότερες διαστάσεις. Το πρώτο βήμα περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός πίνακα ομοιότητας και τον υπολογισμό των πρώτων  $k$  ιδιοδιανυσμάτων. Εφαρμόζοντας πυρήνα PCA (kernel PCA) για να διασφαλιστεί μια εσωτερική λύση, καθώς αυτή η μέθοδος αποδίδει τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα συνδιακύμανσης. Η ανάλυση επιτρέπει τον εντοπισμό ομάδων ως προς τα συστατικά τους, ενώ οι ομάδες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως προς την ομαδοποίηση παλινδρόμησης για βέλτιστο σκοπό στόχευσης. Σε ένα δεύτερο βήμα ο αλγόριθμος δημιουργεί μια νέα μήτρα δεδομένων, όπου κάθε στήλη αντιπροσωπεύει τα ιδιοδιανύσματα. Ερμηνεύοντας τις σειρές αυτής της μήτρας ως νέα σημεία δεδομένων, μπορεί να εφαρμοστεί ομαδοποίηση  $k$ -means.

Η μέθοδος φασματικής χαλάρωσης χρησιμοποιείται συνήθως για περιορισμένο αριθμό δεδομένων. Για μεγάλα δεδομένα η πολυπλοκότητα αυξάνει, η ακρίβεια μειώνει. Συνήθως χρησιμοποιείται σε πιο ερευνητικό επίπεδο στον τομέα της ενέργειας, προσπαθώντας να εκμεταλλευτεί ή να ανακαλύψει χωρικές συσχετίσεις. Αυτές μπορεί να περιλαμβάνουν διαφορετική τιμολόγηση του ρεύματος [72], ή πραγματικές γεωγραφικές διαφορές. [73]

Χρησιμοποιείται όμως και για ανάλυση και προσδιορισμό των μεταβλητών που δρουν ως οι πιο σημαντικοί παράγοντες για την ομαδοποίηση των νοικοκυριών: αριθμός των ενοίκων του νοικοκυριού, μέγεθος κτιρίου, τύπος κτιρίου, τύπος εδάφους, πολλοί κάτοικοι σε αστικές περιοχές, αντικείμενο εργασίας, μορφωτικό επίπεδο κλπ [74].

Ένα πολύ μεγάλο κομμάτι της μελέτης της ελαστικότητας της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ο καθορισμός του συστήματος τιμολόγησης και κινήτρων, καθώς η συνάρτηση ελαστικότητας εξαρτάται και από την πολιτική τιμολόγησης. Εάν στην ανάλυση αυτή θεωρηθούν δύο εναλλακτικές, αυτή της τιμολόγησης ανάλογα με την ώρα χρήσης όπου προκαταβολικά είναι γνωστές οι τιμές την ενέργειας οι οποίες είναι υψηλές κοντά στην αιχμή και μειωμένες αλλού, και στην και σε τιμολόγηση πραγματικού χρόνου, όπου απαιτείται η εμπλοκή σε μεγαλύτερο βαθμό του καταναλωτή είτε άμεσα είτε με την αυτοματοποίηση των καταναλώσεών του.

Ανάλογα με τις ώρες που η κάθε πολιτική έχει μεγαλύτερη επίδραση, ο διαχειριστής θα μπορεί να αλλάξει ωριαία την μέθοδο αυτή και ανάλογα με τα συμβόλαια των καταναλωτών να στοχεύει πιο αποδοτικά όσους απαιτεί το σύστημα. Στο [74] αρχικά, για κάθε καταναλωτή συλλέγονται πληροφορίες για τον αριθμό των κατοίκων, τον τύπο του σπιτιού, την μόνωση, την ενεργειακή κλάση, το μέγεθος, τις μεθόδους θέρμανσης, ψύξης και μαγειρέματος και το ενδεχόμενο ύπαρξης φωτοβολταϊκών πάνελ. Μετά από συλλογή δεδομένων σε δύο πληθυσμούς ελέγχου για την συμπεριφορά και χρήση τους σε αυτές τις δύο τεχνικές τιμολόγησης, προκύπτει και στις δύο βελτιώσεις στην κατανάλωση. Έτσι προκύπτουν συσχετίσεις χρονικές αλλά και με το πλήθος των ατόμων και τα χαρακτηριστικά του κτηρίου με την ζήτηση. Για παράδειγμα καταναλωτές με μεγάλο αριθμό ατόμων παρουσιάζουν μία πιο ανελαστική συμπεριφορά.

#### 2.2.3.5. Αυτό-οργανωμένοι Χάρτες

Οι αυτό-οργανωμένοι χάρτες αποτελούν νευρωνικά δίκτυα, τα οποία εκπαιδεύονται με την μέθοδο competitive learning<sup>15</sup>. Θυμίζουν δηλαδή την λογική του reinforcement learning. Αν τα προφίλ καταναλωτών, έχουν πάρα πολλές παραμέτρους αυτό μπορεί να λειτουργήσει και αρνητικά. Αν είναι τοπολογικά μακριά τα δεδομένα δεν σημαίνει ότι έχουν αρκετά μεγάλες διαφορές στην πραγματικότητα. Η διαφορά με  $k$  means είναι ότι δεν αλλάζει θέση μόνο το κέντρο της κλάσης που ανήκει η τιμή αλλά και των υπολοίπων. Ένα άλλο χαρακτηριστικό είναι ο πολύς χρόνος εκπαίδευσης και επανάληψης για επιλογή βέλτιστων παραμέτρων. (αρχικοποίηση κλπ). Μπορούν να βγουν

<sup>15</sup> Σύστημα εκμάθησης μέσω επαφής με το περιβάλλον λαμβάνοντας κέρδη και κόστη για την εύρεση βέλτιστης επίλυσης

πολλοί και διαφορετικοί χάρτες και στην συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για κάποιο ensemble μοντέλο [75], [76] (βλ. 3.2.2. )

### 3. Ανασκόπηση Τεχνικών Βραχυπρόθεσμης Πρόβλεψης Φορτίου Ηλεκτρικής Ενέργειας

Αφού έχει εδραιωθεί το ευρύτερο θεωρητικό πλαίσιο που απαιτείται για την επίλυση του προβλήματος της πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας (βλ. Θεωρητικό Υπόβαθρο), καθώς και η αξία της επίλυσης ενός τέτοιου προβλήματος (βλ. 1.4.3), στο κεφάλαιο αυτό θα αναλυθούν οι κύριες τεχνικές που χρησιμοποιούνται. Οι τεχνικές αυτές χωρίζονται αρχικά σε αυτές που συγκαταλέγονται στις στατιστικές μεθόδους και σε αυτές που συγκαταλέγονται στις μεθόδους μηχανικής μάθησης. Στην συνέχεια οργανώνονται σύμφωνα με τρόπο που να εξυπηρετεί τον στόχο της παρούσας εργασίας όπως αυτό αναλύθηκε στην Εισαγωγή (βλ. Εισαγωγή). Συγκεκριμένα, έμφαση δίνεται στις υβριδικές μεθόδους με νευρωνικά δίκτυα καθώς χρησιμοποιούνται ευρέως στην βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ηλεκτρικής ενέργειας. Η βραχυπρόθεσμη αυτή πρόβλεψη αναλύεται καθώς έχει την κύρια χρήση στις ενεργειακές αγορές.

#### 3.1 Στατιστικές Μέθοδοι Πρόβλεψης Ηλεκτρικού Φορτίου

Οι στατιστικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται από διαχειριστές τόσο και στο σύνολο του φορτίου όσο και τμηματικά για υπολογιστική διευκόλυνση ή για bottom up πρόβλεψη.

Όσο η πρόβλεψη επιμερίζεται σε απλά προβλήματα (πχ επί μέρους συσκευές) μπορούν να χρησιμοποιηθούν απλές τεχνικές.

Η πρόβλεψη ζήτησης σε επίπεδο συσκευής μπορεί να γίνεται σε δύο βήματα:

- πρόβλεψη της πιθανότητας ενεργοποίησης της συσκευής και
- πρόβλεψη της ζήτησης και της διάρκειας λειτουργίας για την ενεργοποίηση.

Οποιαδήποτε συσκευή σε μια συγκεκριμένη χρονική σήμανση θα μπορούσε να βρίσκεται σε μία από τις τρεις πιθανές καταστάσεις

- σε αδράνεια- απενεργοποιημένη
- ενεργοποίηση - ενεργοποιημένη
- σε λειτουργία.

Η κατάσταση αδράνειας και λειτουργίας μιας συσκευής αντιπροσωπεύεται από το 0 και η κατάσταση ενεργοποίησης με 1. Επιπλέον, μια τιμή κατωφλίου αντιπροσωπεύει την ελάχιστη ζήτηση ισχύος (watt) για μια συσκευή να βρίσκεται σε κατάσταση ενεργοποίησης ή λειτουργίας. Αυτή την μέθοδο ανάλυσης χρησιμοποίησαν στο [79] προβλέποντας κάθε διαφορετική χρονοσειρά με ένα διαφορετικό μοντέλο ARIMA.

Οι συγγραφείς στο [80] πρότειναν ένα στατιστικό μοντέλο. Το προφίλ του αναμενόμενου φορτίου προβλέπεται χρησιμοποιώντας τον σταθμισμένο μέσο όρο παρόμοιων ιστορικών τμημάτων ημερήσιου φορτίου. Τα παρόμοια προηγούμενα τμήματα φορτίου προσδιορίζονται από το διαθέσιμο ιστορικό των παρατηρούμενων τμημάτων φορτίου σύμφωνα με τον τύπο της ημέρας (εργάσιμη, αργία). Η προτεινόμενη μέθοδος πρόβλεψης φορτίου εφαρμόστηκε σε ιστορικά δεδομένα ημερήσιου φορτίου του Κυπριακού δικτύου. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν πολύ καλή συμπεριφορά και στιβαρότητα στις περισσότερες περιπτώσεις χωρίς μεγάλες αποκλίσεις.

Στο [81] οι ερευνητές παρουσιάζουν ένα βραχυπρόθεσμο μοντέλο πρόβλεψης φορτίου βασισμένο σε χρονοσειρές για το δίκτυο της Σιγκαπούρης. Σε αυτή τη μελέτη παρουσιάζονται δύο μοντέλα πρόβλεψης, ένα μοντέλο πολλαπλασιαστικής αποσύνθεσης και ένα μοντέλο χρονοσειράς ARIMA. Προκειμένου να αναλυθεί η απόδοση των προτεινόμενων μοντέλων, σχεδιάζονται πολλές περιπτωσιολογικές μελέτες πρόβλεψης φορτίου, όπως μελέτες περιπτώσεων τύπου ημέρας, σαββατοκύριακων και ειδικών περιπτώσεων πρόβλεψης φορτίου ημέρας. Το συνολικό σφάλμα πρόβλεψης MAPE επιτυγχάνεται έως και 3,40%. Επιπλέον, παρατηρείται ότι το μοντέλο πολλαπλασιαστικής αποσύνθεσης έχει καλύτερη απόδοση από το εποχιακό ARIMA για διαφορετικές περιπτωσιολογικές μελέτες πρόβλεψης.



Οι συγγραφείς στο [82] πρότειναν μία τεχνική βραχυπρόθεσμης ωριαίας πρόβλεψης φορτίου χρησιμοποιώντας μοντελοποίηση χρονοσειρών με δυνατότητα εκτίμησης φορτίου αιχμής. Σε αυτήν την έρευνα, το μοντέλο πρόβλεψης με βάση το ενσωματωμένο αυτόματο παλινδρομικό ολοκληρωμένο κινούμενο μέσο όρο (ARIMA) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου των καθημερινών, των Σαββατοκύριακων, των επίσημων αργιών και των ειδικών ημερών. Επίσης μελετώνται οι διακυμάνσεις της ζήτησης φορτίου κατά τις εργάσιμες ημέρες, τα Σαββατοκύριακα, τις επίσημες αργίες, τις ειδικές εκδηλώσεις (ισλαμικές εκδηλώσεις όπως εορτασμοί Eid, Muharram κ.λπ.). Επιπλέον, για να αυξηθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης, περιλαμβάνεται και εκτίμηση του ερευνητή μαζί με ιστορικά δεδομένα φορτίου και θερμοκρασίας. Μια μεγάλη διακύμανση στο μοτίβο φορτίου παρατηρείται κατά τη διάρκεια των κρύων και ζεστών ημερών, εργάσιμων και ρεπό. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης δείχνουν σφάλματα MAPE έως και 1,98% για μελέτη περίπτωσης επίσημων αργιών.

Στο [83] παρουσιάζεται ένα βραχυπρόθεσμο μοντέλο πρόβλεψης φορτίου με βάση τις περιοδικές χρονοσειρές για την αναγνώριση προφίλ και την τμηματοποίηση πελατών. Σε αυτή τη μελέτη, επιχειρήθηκε αποσύνθεση της χρονοσειράς φορτίου σε 24 αμονικές. Κάθε μία συσχετιστική γραμμικά με την θερμοκρασία και στο τέλος η πρόβλεψη προέκυψε από το άθροισμα των επιμέρους προβλέψεων.

Ο διαχειριστής του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας στην Γαλλία (RTE) χρησιμοποιεί ένα μοντέλο SARIMA για την πρόβλεψη του φορτίου σε μικρό χρονικό ορίζοντα. Η χρονοσειρά του φορτίου (ζήτηση) απομονώνεται από την συνιστώσα του καιρού. Αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση ενός μοντέλου παλινδρόμησης που συσχετίζει την συνιστώσα αυτή με την θερμοκρασία και την νέφωση σε κάποιες επιλεγμένες αντιπροσωπευτικές πόλεις. Ιδιαίτερα σε Βόρειες χώρες η νέφωση παίζει μεγάλο ρόλο (πέρα από την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από φωτοβολταϊκά), στην χρήση του φωτισμού η οποία δεν περιορίζεται στις νυχτερινές ώρες. Αντίστοιχα στις πιο μεσογειακές παίζει ρόλο στην παραγωγή ζεστού νερού χρήσης από ηλιακή ενέργεια. Η χρονοσειρά που προκύπτει χωρίς το κλίμα, παρατηρείται να παρουσιάζει πολλούς κύκλους, (εβδομαδιαίος, ημερήσιος, ετήσιος κλπ). Παράλληλα, ο διαχειριστής, διαχωρίζει τις ημερήσιες καμπύλες σε εργάσιμες και μη, εθνικές αργίες και εορτές. Παρατηρείται ότι οι αργίες και οι εθνικές εορτές διαταράσσουν την αναμενόμενη ζήτηση και τις προσκείμενες σε αυτή ημέρες. Τέτοιες τιμές θα πρέπει στην προεπεξεργασία δεδομένων να απορριφθούν ή να βρεθούν στατιστικές μέθοδοι που τις αναγνωρίζουν ως outliers και μειώνουν την επίδρασή τους στο μοντέλο [77].

Για να είναι πιο πλήρης η διάσπαση της χρονοσειράς χρειάζεται να αφαιρεθεί και η συνιστώσα της τιμολογιακής πολιτικής αν δεν υπάρχει σταθερή ταρίφα καθόλη την διάρκεια της ημέρας (πχ νυχτερινό τιμολόγιο) [78]

### 3.1.1. Σχόλια και Παρατηρήσεις

Οι στατιστικές μέθοδοι περιλαμβάνουν πλήθος τεχνικών όπως

- την τεχνική αποσύνθεσης χρονοσειρών [84]
- την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση [85]
- τον αυτοπαλινδρομικό κινητό μέσο όρο [86]
- τη γενική εκθετική τεχνική (Simple Exponential Smoothing) [87]
- τις στοχαστικές χρονοσειρές [77]

Οι ερευνητές όμως μπορούν να παρατηρήσουν από την αντίστοιχη βιβλιογραφία, ότι με εξαίρεση τα μοντέλα ARIMA, οι τεχνικές αυτές δεν χρησιμοποιούνται συχνά για τελική πρόβλεψη και ή όποια χρήση τους περιορίζεται σε παλαιότερα έτη. Περιορίζονται στο να δίνουν μικρά σφάλματα πρόβλεψης εάν η συμπεριφορά εισόδου είναι υπό κανονικές συνθήκες, χωρίς μεγάλες διακυμάνσεις και διαταραχές. Αν υπάρξει απότομη αλλαγή σε περιβαλλοντικές ή κοινωνιολογικές μεταβλητές π.χ. αλλαγές του καιρού, τύπος ημέρας, μπορεί να παρατηρηθεί μεγάλο σφάλμα πρόβλεψης. Αυτό είναι ένα πολύ σημαντικό μειονέκτημα των στατιστικών αυτών τεχνικών που προτείνεται να χρησιμοποιούνται συνήθως για μία πρώτη ποιοτική εκτίμηση και όχι για την τελική πρόβλεψη. [88] Παράλληλα, επειδή αποτελούν απλές μεθόδους (υπολογιστικά) μπορούν να προσδώσουν ένα επίπεδο πρόβλεψης που θα χρησιμοποιηθεί ως benchmark (μέθοδος αναφοράς) για την αξιολόγηση

πιο σύνθετων τεχνικών και αρχιτεκτονικών. Προτείνονται λοιπόν ως η πρώτη προσέγγιση και όχι ως η τελική πρόβλεψη [89].

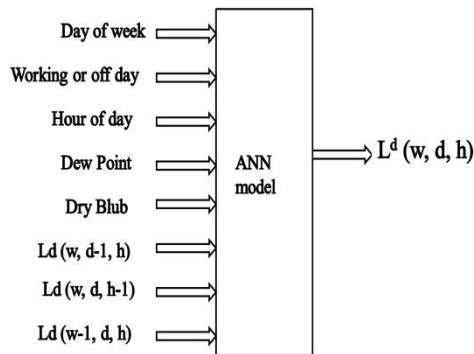
## 3.2. Πρόβλεψη Ηλεκτρικής Ενέργειας με Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

### 3.2.1. Είσοδοι στα Μοντέλα Πρόβλεψης Νευρωνικών Δικτύων

Η ακρίβεια της πρόβλεψης φορτίου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την καλύτερη επιλογή εισόδου των μοντέλων που χρησιμοποιούνται. Γενικά, τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως εισόδοι, μπορούν να δώσουν καλά αποτελέσματα ακόμα και αν δεν παρουσιάζουν υψηλή συσχέτιση με την έξοδο. Ωστόσο, δεν υπάρχει γενικός κανόνας για την επιλογή εισόδου του μοντέλου πρόβλεψης. Μια κατάλληλη επιλογή μπορεί να πραγματοποιηθεί με βάση την τεχνογνωσία ή την τεχνική εμπειρία [90]. Ορισμένες στατιστικές αναλύσεις και αναλύσεις συσχέτισης μπορεί να είναι πολύ χρήσιμες για τον προσδιορισμό των εισόδων αυτών. Το σύνολο των μεθόδων που θα αναλυθούν στην συνέχεια χρησιμοποιούν ως εισόδους δεδομένα καιρού, τύπος ημέρας, ώρα καθώς και τα αντίστοιχα δεδομένα από τις προηγούμενες χρονικές στιγμές ή μέρος των παραπάνω. Σε περίπτωση που χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικά δεδομένα αυτό θα αναφέρεται. Πιο αναλυτικά:

- Ο τύπος ημέρας αναφέρεται είτε σε εργάσιμη ημέρα είτε σε μη (Σαββατοκύριακα ή ειδική περίπτωση όπως εθνική αργία). Τις αργίες η ζήτηση φορτίου είναι αρκετά διαφορετική από τις εργάσιμες λόγω των αλλαγών στις ανθρώπινες δραστηριότητες. Τα Σαββατοκύριακα, η ζήτηση φορτίου είναι μικρότερη επειδή τα κτίρια γραφείων, τα εργοστάσια και άλλοι χώροι εργασίας είναι κλειστά. Οι άνθρωποι μπορεί επίσης να ξυπνούν αργά το πρωί σε σχέση με τις εργάσιμες ημέρες, γεγονός που μετατοπίζει επίσης τη ζήτηση φορτίου αιχμής. Κατά τις εργάσιμες ημέρες, η κατανάλωση φορτίου είναι συνήθως. Επομένως, το μοτίβο ζήτησης φορτίου των εργάσιμων ημερών και των Σαββατοκύριακων είναι διαφορετικό. Τα τοπικά ήθη και έθιμα ορισμένων τοποθεσιών μπορεί επίσης να επηρεάσουν το προφίλ ζήτησης. [91]
- Ο δείκτης ημέρας και ώρας, χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό της ζήτησης φορτίου σε συγκεκριμένη ώρα και ημέρα. Από την ανάλυση προφίλ ημερήσιου φορτίου, παρατηρήθηκε από το σύνολο των ερευνητών, ότι η ζήτηση φορτίου ποικίλλει στις 24 ώρες της ημέρας. Η ζήτηση φορτίου του οικιακού καταναλωτή παρουσιάζει τοπικά μέγιστα τις πρωινές ώρες (αφύπνιση, πρωινό) τις μεσημβρινές (προετοιμασία γεύματος) καθώς και τις απογευματινές (επιστροφή από την εργασία) [67].
- Η ζήτηση φορτίου του καταναλωτή επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τους μετεωρολογικούς παράγοντες όπως: θερμοκρασία, άνεμος, διεύθυνση, υγρασία, σημείο δρόσου κα. Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας δείχνει ότι, υπάρχει ισχυρή συσχέτιση μεταξύ της μετρολογικής κατάστασης και της ζήτησης φορτίου, ιδιαίτερα της θερμοκρασίας [42]. Επιπλέον, παρατηρείται επίσης ότι η απότομη αλλαγή της καιρικής κατάστασης θα έχει ως αποτέλεσμα υψηλότερο σφάλμα πρόβλεψης [92].
- Εάν δίνεται η δυνατότητα μέσω του ορίζοντα πρόβλεψης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν είσοδος το φορτίο της προηγούμενη μέρας, ώρας ή/και εβδομάδας. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να αξιοποιηθεί κάποια πρόσφατη επίδραση που δεν έχει σαν είσοδο το μοντέλο ευθέως (πχ αύξηση τιμής ρεύματος).
- Σε ιδιαίτερες περιπτώσεις ερευνητικού ενδιαφέροντος ή συγκεκριμένου στόχου της μελετώμενης εγκατάστασης, μπορεί να υπάρχει μία προκαθορισμένη είσοδος από τον χρήστη (τυχαία προγραμματισμένες διεργασίες που μπορεί να εκτελούνται και να επηρεάζουν την κατανάλωση (πχ banking tasks σε ένα Data center, άσκηση πυρασφάλειας σε ένα εργοστάσιο)).[93]

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 6) δίνονται παραστατικά οι τυπικές εισόδοι ενός μοντέλου πρόβλεψης, όπως αυτές αναφέρθηκαν.



Εικόνα 6 Τυπικές εισόδους ενός μοντέλου πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας<sup>16</sup>

Ανάλογα με τα δεδομένα του κάθε καταναλωτή το δίκτυο πρέπει να εκπαιδευτεί σε βάθος δεδομένων που υπάρχουν στοιχεία για όλα τα στοιχεία (πχ μετεωρολογικά κλπ).

### 3.2.2. Υβριδικά Μοντέλα Πρόβλεψης

Τα υβριδικά μοντέλα (συνδυασμός χαρακτηριστικών δύο ή περισσότερων αλγορίθμων), προτείνονται καθώς μπορούν να συνδυάσουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των εκάστοτε μεθόδων που συνδυάζονται. Η ακρίβεια του μοντέλου πρόβλεψης μπορεί να εξαρτάται από διάφορους παράγοντες όπως η δομή του δικτύου, ο αλγόριθμος εκμάθησης, οι παράμετροι δικτύου και η ποιότητα των εφαρμοζόμενων δεδομένων ιστορικού φορτίου [94]. Η χρήση ενός και μόνο μοντέλου παρατηρήθηκε περιορισμένα και κυρίως σε παλαιότερες προσεγγίσεις. Με την ανασκόπηση της βιβλιογραφίας που πραγματοποιήθηκε, θα προτεινόταν μόνο ως ενδιάμεσο βήμα μεταξύ μίας απλής στατιστικής μεθόδου (που προσφέρει εποπτεία και μέθοδο αναφοράς, βλ. 3.1.1.), και των υβριδικών μοντέλων που ακολουθούν και παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα αλλά και ερευνητικό ενδιαφέρον. Για βέλτιστη πρόβλεψη μπορούν να χρησιμοποιούνται όσο το δυνατόν διαφορετικά μοντέλα μεταξύ τους ή τουλάχιστον με διαφορετικές υπερπαραμέτρους (συνάρτηση ενεργοποίησης, αριθμός νευρώνων) ώστε το συνδυαστικό μοντέλο να αξιοποιεί όσο το δυνατόν περισσότερο ετερόκλητα πλεονεκτήματα.

#### 3.2.2.1. Νευρωνικά Δίκτυα και Ασαφής Λογική

Μια πρόβλεψη φορτίου βασισμένη στη ασαφή λογική με μοντέλα νευρωνικών, αναπτύσσεται γενικά για την ταξινόμηση ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων φορτίου εισόδου για την ακριβή πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου. Οι συγγραφείς στο [95] κατασκεύασαν ένα μοντέλο πρόβλεψης για να εξετάσει την επίδραση του καιρού και των αργιών στην ακρίβεια των προβλέψεων. Οι συναρτήσεις ασαφούς λογικής (fuzzy logic) δέχτηκαν ως είσοδο τον τύπο της ημέρας καθώς και δεδομένα καιρού, απλοποιώντας τις μεταβλητές τους. Στο δεύτερο στάδιο, το νευρωνικό χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της ωριαίας ζήτησης φορτίου, με ορίζοντα πρόβλεψης 24 ωρών, δεχόμενο σαν είσοδο το αποτέλεσμα του πρώτου σταδίου καθώς και την ώρα της ημέρας. Οι ερευνητές έδειξαν ότι τα αποτελέσματα ήταν βελτιωμένα σε σχέση με την χρήση μόνο ενός νευρωνικού ίδιας πολυπλοκότητας και αρχιτεκτονικής.

Όπως αναφέρεται στο [96] χρησιμοποιήθηκε μία αντίστοιχη διάταξη όπου ένας ασαφής αλγόριθμος κατέταξε τις παρόμοιες ημέρες σύμφωνα με την επίδραση της υγρασίας και της θερμοκρασίας. Τα ωριαία δεδομένα, προήλθαν από τον διαχειριστή δικτύου διανομής και η πρόβλεψη αφορά την ημερήσια αγορά της επόμενης ημέρας. Στην συνέχεια ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία με πριν, παρουσιάζοντας καλύτερα αποτελέσματα σε ακραία καιρικά φαινόμενα αλλά όχι στο σύνολο της μελέτης.

<sup>16</sup> Πηγή: A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models

Για να αντιμετωπίσουν τις αβεβαιότητες και την απροσδόκητη συμπεριφορά του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, οι ερευνητές στο [97], παρουσίασαν ένα μοντέλο πρόβλεψης, όπου η ζήτηση φορτίου, οι πληροφορίες καιρού και τα ετήσια ημερολογιακά συμβάντα χρησιμοποιήθηκαν ως εισόδοι σε μία συνάρτηση ασαφούς λογικής. Τα διάφορα δεδομένα, υπολογίστηκαν σε κοινή ωριαία περίοδο μίας ώρας, με στόχο την ωριαία πρόβλεψη των επόμενων 48 ωρών των καταναλώσεων που καταγράφει ο διαχειριστής διανομής. Το προτεινόμενο μοντέλο χειρίστηκε τις αβεβαιότητες/τυχαιότητες του μοντέλου καιρού και αναφέρθηκε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας.

Οι ερευνητές στο [98] πρότειναν ένα υβριδικό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο είναι ένας συνδυασμός νευρωνικού δικτύου με ασαφή λογική όπου χρησιμοποιείται η προσέγγιση παρόμοιας ημέρας (τύπος ημέρας). Έτσι, το μοντέλο ασαφούς λογικής χρησιμοποιήθηκε για την επιλογή συσχετισμένων εισόδων για το εκάστοτε διαφορετικό μοντέλο τύπου ημέρας. Δηλαδή εκμεταλλεύτηκαν παρατηρήσεις για την ύπαρξη μεγαλύτερης συσχέτισης του καιρού με τις αργίες παρά με τις εργάσιμες. Η πρόβλεψη αφορούσε ωριαίες τιμές, με χρονικό ορίζοντα 24 ωρών, σύμφωνα με τις μετρήσεις του διαχειριστή διανομής.

Σε αντίθεση με το σύνολο των άλλων πηγών, οι συγγραφείς στο [99] ανέπτυξαν ένα μοντέλο πρόβλεψης βραχυπρόθεσμου φορτίου με βάση την οριακή τιμή συστήματος στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Θεωρήθηκε δεδομένη δηλαδή η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά και παρατηρήθηκε ότι το πρότυπο κατανάλωσης φορτίου είναι διαφορετικό ανάλογα την τιμή. Τα ωριαία δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούσαν την εκκαθάριση στην ενδοημερήσια αγορά. Το νευρωνικό χρησιμοποιήθηκε στο πρώτο στάδιο και ένας γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων της συνάρτησης ασαφούς λογικής στο δεύτερο στάδιο. Η πρόβλεψη προέρχεται από το μοντέλο ασαφούς λογικής που λαμβάνει ως είσοδο το αποτέλεσμα του νευρωνικού. Η απόδοση του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης με βάση το νευροασαφές δοκιμάστηκε σε τρεις διαφορετικούς τύπους φορτίου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι, το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης με βάση το νευροασαφές είχε καλύτερη απόδοση σε περιβάλλον όπου υπήρχαν αρκετές διακυμάνσεις των τιμών. Αξίζει να αναφερθεί ότι με την πρόοδο του χρόνου και την όλο πιο συχνή μεταβολή της τιμής, θα επηρεαστεί η σχέση αιτιού και αποτελέσματος μεταξύ τιμής και κατανάλωσης, οπότε η προσέγγιση αυτή θα έχει μειωμένες δυνατότητες. Στην ίδια λογική (χρήση της τιμής για πρόβλεψη) κινήθηκε και το [100] με χρήση στατιστικής εποχιακής αποσύνθεσης της χρονοσειράς πριν την είσοδό της σε ένα απλό νευρωνικό δίκτυο.

Οι ερευνητές στο [101], πρότειναν ένα μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης ωριαίου φορτίου, για χρονικό ορίζοντα 48 ωρών, βασισμένο σε νευρωνικό δίκτυο με ασαφή λογική. Η συνάρτηση ασαφούς λογικής σχεδιάστηκε με τέτοιο τρόπο ώστε να επιλέξει τις περισσότερες εισόδους που επηρεάζουν το μοντέλο πρόβλεψης. Αυτές οι εισόδοι παρατηρήθηκε ότι είχαν μεγάλη επίδραση στην ωριαία ζήτηση φορτίου όπως η θερμοκρασία του αέρα, ο τύπος της ημέρας καθώς και οι προηγούμενες εισόδοι φορτίου αντίστοιχων ημερών. Δημιουργήθηκαν 3 διαφορετικά νευρωνικά που εκπαιδεύτηκαν ανάλογα με τον τύπο της ημέρας (εργάσιμη, Σαββατοκύριακο, αργία). Με την εφαρμογή της μεθόδου προεπεξεργασίας εισόδου ασαφούς λογικής, μειώθηκε ο χρόνος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου και η υπολογιστική πολυπλοκότητα καθώς επιμερίστηκε σε 3 υπομέρη. Σαν σημείωση αξίζει να αναφερθεί ότι το προτεινόμενο μοντέλο είχε υψηλότερα σφάλματα για την πρόβλεψη φορτίου (στο δίκτυο διανομής) σε αργίες παρά στις εργάσιμες ημέρες. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί λόγω της τυχαιότητας του φορτίου κατά τις αργίες (μη ύπαρξη συγκεκριμένου προγράμματος-εργασία).

Στο [102] προτάθηκε ένα μοντέλο για την πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου σε αργίες/διακοπές με ασαφή πολυωνυμική παλινδρόμηση και μέθοδο απόστασης mahalanobis (Απόσταση ενός σημείου P από μία κατανομή D) για να ενσωματωθεί ένα κυρίαρχο χαρακτηριστικό καιρού, ανάλογα με την κατανομή στην οποία ήταν πλησιέστερα. Επειδή οι διακοπές και οι αργίες (πχ Πρωτοχρονιά) αποτελούν μικρό τμήμα των δεδομένων και υπάρχει μεγάλη τυχαιότητα, έγινε η προσπάθεια να συσχετιστεί κάθε ημέρα αργίας/διακοπών με ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό καιρού (πχ Πρωτομαγιά με την μέγιστη θερμοκρασία, Καθαρά Δευτέρα με τον άνεμο κλπ). Τα αποτελέσματα των προσομοιώσεων δείχνουν ότι, το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης δίνει καλύτερη ακρίβεια η οποία όμως δεν είναι αρκετά μεγάλη. Επιπρόσθετα στο μοντέλο δεν έχει ληφθεί υπόψη η αβεβαιότητα στην πρόβλεψη του καιρού καθώς χρησιμοποιήθηκαν πραγματικά δεδομένα και όχι

προβλέψεις καιρού, κάτι που με την σειρά του μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου. Αναφέρεται κυρίως για πληρότητα της ανάλυσης.

### 3.2.2.2. Νευρωνικά Δίκτυα και Ανάλυση Χρονοσειράς στο Πεδίο της Συχνότητας

Η ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας, χρησιμοποιείται ευρεία στον κλάδο των τηλεπικοινωνιών. Στην γενική της προσέγγιση αφορά την αναπαράσταση μίας συνάρτησης ή ενός σήματος ως άθροισμα πολλών απλούστερων περιοδικών συναρτήσεων. Συνηθίζεται τα σήματα αυτά να είναι τριγωνομετρικά, και πρωτοστάτης στην ανάλυση αυτή υπήρξε ο Ζοζέφ Φουριέ.

Οι ερευνητές στο [91] παρουσιάζουν ένα υβριδικό μοντέλο για βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου συνδυάζοντας την ανάλυση αρμονικών και τα νευρωνικά δίκτυα. Οι χρονοσειρές φορτίου αποσυντίθενται στις αρμονικές τους, όπου η κάθε μία προβλέπεται με ένα απλό νευρωνικό. Στο τελικό στάδιο τα αποτελέσματα της πρόβλεψης επιτυγχάνονται συνδυάζοντας όλα τα υποπρόβλεψη μοντέλα. Αυτή η υβριδική προσέγγιση δείχνει καλύτερο ρυθμό σύγκλισης και επιταχύνει τον χρόνο εκπαίδευσης του απλού νευρωνικού.

Οι συγγραφείς στο [103] παρουσιάζουν μια υβριδική μέθοδο για την πρόβλεψη της ημερήσιας ζήτησης φορτίου αιχμής των καθημερινών, καθώς και των Σαββατοκύριακων και των αργιών (τύπος ημέρας), στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας του Οντάριο. Σε αυτή την έρευνα χρησιμοποιείται η ανάλυση χρονοσειρών σε αρμονικές και εκπαίδευση διαφορετικών μοντέλων (απλών νευρωνικών) για κάθε τύπο ημέρας σε αντίθεση με την προηγούμενη περίπτωση. Τα προγνωστικά αποτελέσματα της πρόβλεψης αργιών, Σαββατοκύριακων και Δευτέρας συγκρίνονται με άλλες τεχνικές. Η προτεινόμενη τεχνική παράγει το μέσο σχετικό ποσοστό σφάλματος (MRPE) 2,07% συμπεριλαμβανομένων των αργιών.

Στο [42] σύγκριναν ένα νευρωνικό μοντέλο κυμματικής ανάλυσης με ένα απλό νευρωνικό δίκτυο. Το πρώτο παρουσιάζει καλύτερη απόδοση όσον αφορά την υψηλότερη ικανότητα γενίκευσης και τη γρήγορη ταχύτητα σύγκλισης. Το προτεινόμενο μοντέλο πρόβλεψης χρειάστηκε το 1/5 των επαναλήψεων για να πετύχει αντίστοιχα αποτελέσματα με το απλό. Ωστόσο, η προτεινόμενη τεχνική εξαρτάται περισσότερο από τις αρχικοποιήσεις των βαρών σε κάθε κόμβο/νευρώνα.

Στο [104] προτάθηκε το NeuCast <sup>17</sup>, μια εποχιακή μέθοδο νευρωνικής πρόβλεψης, η οποία μοντελοποιεί δυναμικά διάφορα φορτία ως αρμονικές την συνολικής. Το NeuCast καταγράφει την εποχικότητα και τα μοτίβα των χρονοσειρών ενσωματώνοντας μοντελοποίηση παραγόντων και αναγνώριση κρυφών προτύπων. Το NeuCast μπορεί επίσης να ανιχνεύσει ανωμαλίες και να προβλέψει το ωριαίο φορτίο του δικτύου διανομής κάτω από διαφορετικές υποθέσεις θερμοκρασιών, κάτι που διευκολύνει σε περίπτωση αβέβαιης πρόβλεψης μετεωρολογικών στοιχείων.

### 3.2.2.3. Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM)

Πρόσφατα, οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (που χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση) χρησιμοποιούνται για το πρόβλημα βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου. Οι ερευνητές στο [105] εφάρμοσαν παλινδρόμηση διανύσματος υποστήριξης με τις εισόδους του μοντέλου να είναι η ζήτηση φορτίου των προηγούμενων επτά ημερών με συχνότητα μισαώρου, τα δεδομένα καιρού καθώς και ο τύπος και η ώρα της ημέρας. Παράλληλα μελετήθηκε το ίδιο μοντέλο χωρίς την είσοδο του καιρού, που επιβεβαίωσε την συσχέτιση του καιρού με το φορτίο καθώς είχε χειρότερη ακρίβεια. Προβλέφθηκε η μισάωρη ημερήσια καθώς και η συνολική εβδομαδιαία ζήτηση του φορτίου.

Στο [106] παρουσιάζεται μια ολοκληρωμένη τεχνική βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου χρησιμοποιώντας μηχανή υποστήριξης διανυσμάτων και βελτιστοποίηση μέσω της νοημοσύνης σμήνους. Η νοημοσύνη σμήνους, και ειδικότερα αυτή της αποικίας μυρμηγκιών, κατά κανόνα

<sup>17</sup> <https://github.com/chenpudigege/NeuCast>

αποτελούνται από έναν πληθυσμό απλών, αυτόνομων πρακτόρων (agents) ή διαμεσολαβητών (boids) που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους και με το περιβάλλον τους σε τοπικό επίπεδο. Τα συστήματα είναι εμπνευσμένα από τη φύση και ειδικότερα από τα βιολογικά συστήματα. Οι πράκτορες ακολουθούν πολύ απλούς κανόνες, και παρόλο που δεν υπάρχει καμία συγκεντρωτική δομή ελέγχου να υπαγορεύει πως πρέπει να συμπεριφέρονται οι πράκτορες, τοπικές - και έως ένα βαθμό τυχαίες - αλληλεπιδράσεις μεταξύ τέτοιων πρακτόρων οδηγούν στην εμφάνιση μιας ευφυούς, καθολικής συμπεριφοράς, άγνωστης στους αυτόνομους πράκτορες. Έτσι λοιπόν, η τεχνική βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών χρησιμοποιήθηκε για την προεπεξεργασία των ογκωδών δεδομένων εισόδου του μοντέλου πρόβλεψης (φορτίο και καιρός). Σε αυτήν την προτεινόμενη μέθοδο τα ωριαία προεπεξεργασμένα δεδομένα φορτίου και καιρού εφαρμόζονται στη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ωριαίου ημερήσια φορτίου (για την επόμενη ημέρα), βάσει του μηχανήματος διανύσματος υποστήριξης για την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης φορτίου 24 ωρών. Αυτή η έρευνα έδειξε ότι, η τεχνική βελτιστοποίησης αποικίας μυρμηγκιών δίνει καλύτερη απόδοση από την αντίστοιχη προεπεξεργασία με μέθοδο ασαφούς λογικής. Τα προτεινόμενα αποτελέσματα πρόβλεψης συγκρίθηκαν επίσης και με ένα μεμονωμένο νευρωνικό δίκτυο αντίστροφης διάδοσης για πολλές περιπτώσιολογικές μελέτες διαφορετικών εισόδων. Η προτεινόμενη τεχνική έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από κάθε μέθοδο σύγκρισης.

#### 3.2.2.4. Νευρωνικά Δίκτυα και Τεχνητό Ανοσοποιητικό Σύστημα

Το ανοσοποιητικό σύστημα (immune system) βασίζεται στην ανοσολογική διαδικασία ενός ζωντανού όντος. Σύμφωνα με το ανοσοποιητικό σύστημα, η λύση του προβλήματος αντιμετωπίζεται ως αντίσωμα και το πρόβλημα ως αντιγόνο [107]. Το σύστημα θα παράγει αντισώματα για την ανάλυση και τον έλεγχο του αντιγόνου. Υπάρχουν ενέργειες και εκτελέσεις μεταξύ των αντισωμάτων που ελέγχονται από το αντιγόνο. Αν η συγκέντρωση των αντισωμάτων αυξηθεί τότε αυξάνονται και οι δράσεις και οι εκτελέσεις. Στο [108] ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων προτείνεται και εκπαιδεύεται από ένα τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα και εξετάζεται τόσο σε ωριαία, όσο και σε ημερήσια δεδομένα. Στο [109] προτείνεται μία αντίστοιχη αρχιτεκτονική, μικρότερης απαίτησης δεδομένων φορτίου εισόδου και ταχύτερης σύγκλισης. Το υβριδικό τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα αυτό (σε συνδυασμό με ένα νευρωνικό) συγκλίνει σε ίδια ακρίβεια στο 1/25 του χρόνου. Τα δεδομένα φορτίου προκύπτουν από ευφυείς μετρητές υψηλής συχνότητας και μετατρέπονται σε ωριαία.

Οι ερευνητές στο [110] πρότειναν ένα νέο μοντέλο βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης φορτίου με βάση το τεχνητό ανοσοποιητικό σύστημα για την πρόβλεψη της ωριαίας ζήτησης φορτίου χρονικού ορίζοντα μιας εβδομάδας. Σε αυτήν την προτεινόμενη τεχνική, το αντιγόνο περιέχει τις χρονοσειρές φορτίου και αναγνωρίζεται από το εκπαιδευμένο ανοσοποιητικό σύστημα με βάση τα ιστορικά προφίλ φορτίου. Το νέο δημιουργημένο ατελές αντιγόνο περιέχει το πρώτο μέρος της αλληλουχίας φορτίου και το δεύτερο μέρος της αλληλουχίας πρόβλεψης ανακατασκευάζεται από ενεργοποιημένα αντιγόνα. Ωστόσο, οι ερευνητές αναφέρουν ότι το μοντέλο πρόβλεψης παρουσιάζει δεν περιλαμβάνει καιρικές παραμέτρους και άλλες εξωγενείς μεταβλητές γεγονός που επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την ακρίβεια της πρόβλεψης σε περίπτωση που εφαρμοστεί σε πραγματικό πλαίσιο.

#### 3.2.2.5. Νευρωνικά Δίκτυα και Γενετικοί Αλγόριθμοι

Ο γενετικός αλγόριθμος (GA) είναι μια τεχνική τυχαίας αναζήτησης που χρησιμοποιείται ευρέως για την εύρεση της βέλτιστης λύσης σε πλήθος προβλημάτων. Χρησιμοποιούν την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης [111]. Κάθε χρωμόσωμα στον αλγόριθμό έχει γονίδια που αντιστοιχούν στο μήκος και βάθος πρόβλεψης. Τα άτομα τα οποία πετυχαίνουν την μέγιστη ικανότητα θεωρούνται ως γονείς και η νέα γενιά αποτελείται από τα μισά γονίδια του κάθε ατόμου. Κάποια γονίδια επιλέγονται και εισάγεται μία τυχαιότητα (μετάλλαξη) [93].

Στο [112] χρησιμοποιούνται τέτοιοι λοιπόν αλγόριθμοι για την μείωση του χρόνου εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου και τη βέλτιστη σύγκλιση. Ο γενετικός αλγόριθμος (σε σχέση με την απουσία του) δίνει καλύτερη ακρίβεια με MAPE 3,19% αλλά καθυστερεί στην εκπαίδευση. Ωστόσο, η βελτιστοποίηση με νοημοσύνη σμήνους δείχνει πολύ πιο γρήγορη εκπαίδευση αλλά και χαμηλότερη

ακρίβεια με MAPE 4,25%. Σε αυτό το μοντέλο, δεν χρησιμοποιούνται οι μετεωρολογικές συνθήκες ως προβλέψεις αλλά με τις πραγματικές τους τιμές, το οποίο μπορεί να επηρεάσει αρνητικά, ανάλογα την αξιοπιστία της μετεωρολογικής πρόβλεψης. Το μοντέλο αφορά ημερήσια πρόβλεψη αθροιστικής ενέργειας της επόμενης μέρας στο δίκτυο διανομής.

Στο [113] προτάθηκε μια τεχνική υβριδικής πρόβλεψης με συνδυασμό νευρωνικού ασαφούς δικτύου και γενετικού αλγόριθμου. Ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιείται για να ληφθεί το βέλτιστο σύνολο ασαφών κανόνων και ασαφούς λογικής που χρησιμοποιείται ύστερα για την πρόβλεψη φορτίου. Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης δείχνει ότι, το MAPE της προτεινόμενης υβριδικής τεχνικής είναι 1,56%, σε ωριαία δεδομένα.

Στο [93] γίνεται επιλογή βέλτιστου συνδυασμού των εισόδων με γενετικούς αλγόριθμους που επιλέγουν τα βάρη. Οι κύριες καταναλώσεις στο σύστημα αυτό (data center) είναι το σύστημα ψύξης και οι IT-servers. Η συσχέτιση των δύο αυτών είναι μεγάλη καθώς όταν οι servers έχουν μεγάλη κίνηση, απαιτούν περισσότερη ενέργεια, παράγουν περισσότερη θερμότητα και το σύστημα ψύξης έχει να διαχειριστεί μεγαλύτερα θερμικά φορτία.

Με στόχο την βέλτιστη πρόβλεψη, και με το αντίστοιχο χρονικό κόστος, οι συγγραφείς προκειμένου να προβλέψουν πολλές τιμές για κάποιο χρονικό ορίζοντα  $[t, t+N]$ , χρησιμοποίησαν την ίδια αρχιτεκτονική μοντέλων  $N+1$  φορές όπου το καθένα εκπαιδεύεται για να προβλέπει την τιμή την χρονική στιγμή που του αντιστοιχεί.

Τέτοιες προβλέψεις γίνονται συνήθως για την αγορά επόμενης μέρας ενέργειας (spot αγορά) με χρονικό ορίζοντα 24ώρου. Ανάλογα την χώρα δίνεται η ευκαιρία και για ενδοημερήσιες διορθωτικές προσφορές (και επομένως αποκτούν νόημα και οι προβλέψεις) με μικρότερο χρονικό ορίζοντα (πχ 4ώρου)

Όπως προκύπτει και από την εξαγωγή των αποτελεσμάτων, το συνδυασμένο μοντέλο πέτυχε σταθερά καλύτερα αποτελέσματα από τα μεμονωμένα.

### 3.2.2.6. Νευρωνικά και Βελτιστοποίηση με την Μέθοδο Levenberg Marquardt

Οι τεχνικές που βασίζονται σε βελτιστοποίηση με διάφορες μεθόδων κλίσης είναι μια από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους εκμάθησης νευρωνικών δικτύων. Η αντίστροφη διάδοση είναι συνήθως η χρησιμοποιούμενη μέθοδος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου η οποία βασίζεται σε αλγόριθμο μάθησης με βάση την ελαχιστοποίηση της κλίσης της παραγώγου. Σε αυτές τις τεχνικές εκμάθησης, τα βάρη του νευρωνικού δικτύου υπολογίζονται συνήθως με βάση τον αλγόριθμο gradient descent. Ο αλγόριθμος αυτός είναι μία επαναληπτική διαδικασία που στοχεύει στην μείωση της κλίσης της εφαπτομένης ή γενικότερα των μερικών παραγώγων [114]. Πολλοί ερευνητές όμως, χρησιμοποιούν πιο σύνθετους αλγορίθμους για την εκπαίδευση αυτή.

Οι ερευνητές στο [115] ανέπτυξαν ένα μοντέλο πρόβλεψης για την ζήτηση φορτίου αιχμής της επόμενης μέρας στο δίκτυο διανομής, χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο. Σε αυτή τη μελέτη, η τεχνική οπίσθιας διάδοσης και εκπαίδευσης Levenberg Marquardt<sup>18</sup> χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια πρόβλεψης, οι παράμετροι καιρού, ο τύπος ημέρας και η ζήτηση φορτίου αιχμής της προηγούμενης ημέρας περιλαμβάνονται ως δεδομένα εκπαίδευσης. Με την εφαρμογή προεπεξεργασίας στα δεδομένα εισόδου του μοντέλου πρόβλεψης, επιτυγχάνεται καλύτερος χρόνος εκπαίδευσης δικτύου, χωρίς ιδιαίτερα σύνθετη αρχιτεκτονική δικτύου. Προκειμένου να αναλυθεί η απόδοση του αναμενόμενου μοντέλου πρόβλεψης, σχεδιάστηκαν αρκετές περιπτωσιολογικές μελέτες πρόβλεψης φορτίου από μία έως επτά ημέρες πριν. Ο μέσος προβλεπόμενος MAPE του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης επιτυγχάνεται έως και 2,87%.

<sup>18</sup> Γνωστός και ως DLS, προσπαθεί να δυνδύσει τα πλεονεκτήματα της μεθόδου Κάθοδος Κλίσης και του αλγορίθμου Gauss-Newton

Στο [116] προτάθηκε ένα μοντέλο πρόβλεψης του ωριαίου φορτίου, του ημερήσιου φορτίου και της εβδομαδιαίας ζήτησης φορτίου του δικτύου του Οντάριο του Καναδά. Σε αυτή τη μελέτη οι συγγραφείς αναπτύσσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης βασισμένο σε νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας το αλγόριθμο Levenberg Marquardt ως τεχνική εκπαίδευσης του δικτύου. Επιπλέον, οι συγγραφείς ανέλυσαν το προφίλ φορτίου μιας ημέρας, μιας εβδομάδας, ενός μήνα και τριών ετών από το δίκτυο του Οντάριο το 2004 έως το 2006. Από την ανάλυση προφίλ φορτίου, μπορεί να παρατηρηθεί επαναλαμβανόμενο μοτίβο κατανάλωσης και τάσης εποχικότητας. Το δίκτυο εκπαιδεύεται με ιστορικά δεδομένα φορτίου.

### 3.2.2.7. Συνελικτικά (CNN) και Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN)

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία αναπτύσσονται κυρίως για την αναγνώριση εικόνας στην ρομποτική, έχουν την δυνατότητα να εξάγουν τις συσχετίσεις λόγο θέσης και χώρου των δεδομένων της εισόδου τους. [117]

Τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNN) αποτελούν πολύ ισχυρά εργαλεία πρόβλεψης χρονοσειρών, καθώς χάρη στον βρόχο ανατροφοδότησής τους, έχουν την δυνατότητα να προβλέπουν χαρακτηριστικά όπως η εποχικότητα και οι κύκλοι. [118]

Παραδείγματα αναδρομικών δικτύων είναι τα *Istm*, *gru* και άλλα που ενώ διαφέρουν προς την ακριβή αρχιτεκτονική τους βασίζονται στην ίδια λογική.

Στο [119] γίνεται συνδυασμός των δύο δικτύων ώστε να υπάρξει η αξιοποίηση των επί μέρους πλεονεκτημάτων για ημερήσια πρόβλεψη φορτίου της επόμενης ημέρας στο δίκτυο διανομής. Οι συγγραφείς βασίζονται στην ισχυρή συσχέτιση της κατανάλωσης με την θερμοκρασία και στην πιθανή αδυναμία συλλογής επαρκούς δεδομένων για άλλες παραμέτρους. Παράλληλα με την μείωση των εισόδων επιτυγχάνεται μικρότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα. Επιδιώκουν λοιπόν μία πιο αφηρημένη αναπαράσταση της εισόδου. Συγκεκριμένα, η πρόβλεψη της θερμοκρασίας για το σύνολο της χώρας παρουσιάζεται ως θερμικός χάρτης, τροποποιημένος από μικρή συσχέτιση με κάποιες άλλες παραμέτρους καιρού (υγρασία, άνεμος κλπ). Το συνελικτικό δίκτυο μπόρεσε να εξάγει μία αντιπροσωπευτική θερμοκρασία για όλο το δίκτυο. Η θερμοκρασία αυτή δεν μπορεί να αντικατασταθεί με έναν μέσο όρο καθώς ένα ψυχρό μέτωπο που περνάει από μία πυκνοκατοικημένη περιοχή έχει μεγαλύτερη επίπτωση στην κατανάλωση από το ίδιο ψυχρό μέτωπο σε αραιοκατοικημένη περιοχή. Κάθε θερμοκρασία δηλαδή αντιπροσωπεύεται διαφορετικά ανάλογα την περιοχή στην οποία προβλέπεται. Στην συνέχεια η έξοδος του συνελικτικού τροφοδοτήθηκε σε ένα αναδρομικό δίκτυο (*Istm*) μαζί με τον τύπο της ημέρας και την ώρα. Οι συγγραφείς αναλύουν και την ακριβή αρχιτεκτονική των δικτύων που χρησιμοποιήθηκαν, που μπορεί να φανεί χρήσιμη σε μελλοντικούς ερευνητές. Η σύγκριση με ένα απλό νευρωνικό δίκτυο έδειξε σημαντική βελτίωση της προτεινόμενης μεθόδου

Ο συνδυασμός συνελικτικού και αναδρομικού δικτύου έχει εφαρμοστεί σε ευρεία βάση. Οι κύριες διαφοροποιήσεις είναι στην δομή και τον τύπο των εισόδων του συνελικτικού δικτύου. Στο [120], δεδομένα τύπου κτηρίου, τύπου ημέρας και πρόβλεψη καιρού, εισάγονται με την μορφή δισδιάστατου πίνακα στο συνελικτικό. Τα αποτελέσματα, που αφορούν την ωριαία πρόβλεψη επόμενης ημέρας σε μεμονωμένες οικίες της Αυστραλίας, δείχνουν βελτίωση με πολλά περιθώρια ακόμα. Οι συγγραφείς στο [121] ακολουθούν την ίδια αρχιτεκτονική με την διαφορά ότι τα δεδομένα εισάγονται σαν τρισδιάστατος πίνακας στο συνελικτικό δίκτυο. Η 3<sup>η</sup> διάσταση είναι η χρονοσειρά της πρόβλεψης του καιρού για τις ώρες πλησίον της ζητούμενης. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται η αβεβαιότητα του καιρού καθώς τα μετεωρολογικά συστήματα πολλές φορές καθυστερούν ή έρχονται νωρίτερα από το προβλεπόμενο. Επίσης δεν χρησιμοποιείται *Istm* αλλά *gru* στο δεύτερο επίπεδο.

Αντίστοιχες αρχιτεκτονικές και προσεγγίσεις παρουσιάζονται στο [122], με ωριαία δεδομένα για πρόβλεψη της επόμενης ημέρας σε έναν τομέα της Βόρειας Κίνας, και στο [123], ωριαία δεδομένα του συνόλου φορτίου του δικτύου μεταφοράς, εφαρμόζονται αντίστοιχα υβριδικά μοντέλα σε διαφορετικά δεδομένα και παρουσιάζουν βελτιώσεις από αντίστοιχες απλούστερες αρχιτεκτονικές.



Στο [124] η αρχιτεκτονική αντιστρέφεται με πρώτο επίπεδο αυτό του αναδρομικού δικτύου και δεύτερο αυτό του συνελκτικού καθώς σε σύγκριση με την αντιστορφή της αρχιτεκτονικής παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα για το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε. Τα μοντέλο εξετάστηκε σε συνθήκες πρόβλεψης επόμενης ημέρας τόσο σε ωριαίο επίπεδο (δεδομένα από το δίκτυο της Μαλαισίας), όσο και σε ημερήσιο έως εβδομαδιαίο (με δεδομένα από το δίκτυο της Γερμανίας).

Οι συγγραφείς στο [125] συνέλεξαν δεδομένα φορτίου τριών ετών από το Πεκίνο από το 2016 έως το 2018 (διάστημα δειγματοληψίας 15 λεπτά) και μετεωρολογικά δεδομένα (συμπεριλαμβανομένης της θερμοκρασίας και περιγραφές καιρικών συνθηκών). Τα μετεωρολογικά δεδομένα χωρίστηκαν και συνδυάστηκαν σε 18 τύπους λαμβάνοντας υπόψη τα πραγματικά (πχ μέση θερμοκρασία 15λεπτου προκύπτει από μέσο όρο ελάχιστης και μέγιστης θερμοκρασίας 15 λεπτού) Το συνελκτικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών των δειγμάτων υψηλής τάξης ώστε να αυξηθεί η ταχύτητα σύγκλισης. Στην συνέχεια, η έξοδος, τροφοδοτήθηκε σε ένα αναδρομικό δίκτυο τύπου lstm και ένα gru. Το αποτέλεσμα προέκυψε από τον συνδυασμό των δύο και οι μετρητικές αξιολόγησης παρουσίασαν βελτίωση αποτελεσμάτων σε σχέση με την χρήση ενός μόνο αναδρομικού δικτύου.

### 3.2.3.Σχόλια

Μετά το πέρας της βιβλιογραφικής αυτής ανασκόπησης, αξίζει να σημειωθούν οι εξής ερευνητικές κατευθύνσεις:

- Οι μετεωρολογικοί παράγοντες έχουν μεγάλη επίδραση στα προφίλ κατανάλωσης φορτίου. Προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση του μοντέλου πρόβλεψης, επιπλέον παράμετροι μπορούν να θεωρηθούν ως εισοδοι του μοντέλου πρόβλεψης, όπως η απόλυτη θερμοκρασία, η υγρασία, η ταχύτητα και διεύθυνση του ανέμου, η νεφοκάλυψη, η βροχόπτωση και ο δείκτης της αισθητής ανθρώπινης θερμοκρασίας κλπ [126]
- Ο υβριδισμός ισχυρών τεχνικών ευρετικής και εξελικτικής βελτιστοποίησης μπορεί να διερευνηθεί για τη δυναμική εκμάθηση των νευρωνικών δικτύων, η οποία μπορεί να βελτιώσει την έξοδο του μοντέλου πρόβλεψης [127]. Διαφορετικά η χρήση ενός συνελκτικού νευρωνικού για προεπεξεργασία των μετεωρολογικών δεδομένων.
- Τα αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα προτείνονται σαν αρχιτεκτονική. Συνήθως τα lstm περισσότερο από τα gru λόγω της καλύτερης τους αντιμετώπισης στο vanishing gradient problem.
- Στην απελευθερωμένη αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας είναι επίσης μια σημαντική παράμετρος που επηρεάζει τη ζήτηση φορτίου. Σε μελλοντικές εργασίες, η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί επίσης να ληφθεί υπόψη με άλλες παραμέτρους που επηρεάζουν τη ζήτηση φορτίου [128] ειδικά σε συνδυασμό με την ελαστικότητα.
- Η ασαφής λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για δυναμική επιλογή εισόδου σύμφωνα με τον οριζόντα πρόβλεψης και το βέλτιστο μήκος δεδομένων εισόδου του μοντέλου πρόβλεψης.
- Η πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου θα αποτελεί ακόμα πιο καίριο ζήτημα στην εφαρμογή της έννοιας των ευφυών δικτύων και των έξυπνων κτιρίων και συσκευών [129].
- Πρόσφατες έρευνες επικεντρώνονται επίσης στη διαχείριση ενέργειας από την πλευρά της ζήτησης των καταναλωτών για τη βελτίωση της ποιότητας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Μελλοντικές εργασίες ενδέχεται να εξετάσουν την εμφύτευση της πρόβλεψης φορτίου για τη διαχείριση της ζήτησης των καταναλωτών [130].
- Υπάρχει πληθώρα άλλων μεθόδων πρόβλεψης (encoders, decoders [131], [132], rbf-nn [125], δέντρα αποφάσεων [122] [133], sequence 2 seruence rnn [134] και άλλα). Δεν παρουσιάζουν όμως τόσο καλά αποτελέσματα ή ευρεία χρήση όπως οι μέθοδοι που αναφέρθηκαν χωρίς αυτό να συνεπάγεται ότι σε μεμονωμένα προβλήματα μπορούν να παρουσιάσουν καλύτερες λύσεις.
- Καθώς η ζήτηση φορτίου είναι τόσο άρρηκτα συνδεδεμένη με την μετεωρολογική πρόβλεψη, προτείνεται η χρήση πολλών διαφορετικών μετεωρολογικών μοντέλων. Ενδέχεται κάποιο να είναι πιο αξιόπιστο στους χειμερινούς μήνες ή στον Ανατολικό άνεμο κοκ. Παράλληλα έμφαση θα πρέπει να δοθεί στο γεγονός ότι τα μετεωρολογικά φαινόμενα

τώρα πια είναι αρκετά ακριβή ως προς την πρόβλεψη της έντασης τους αλλά υστερούν στην ακριβή χρονική άφιξη. Δηλαδή ο καιρός “αργεί” ή “έρχεται πιο γρήγορα” μετακινώντας την αντίστοιχη ζήτηση φορτίου. Με λίγα λόγια, η βελτίωση του μοντέλου καιρού μπορεί να επιφέρει συνολικά μεγαλύτερη βελτίωση από την εύρεση της βέλτιστης αρχιτεκτονικής.

## 4. Ανασκόπηση Εναλλακτικών Μεθόδων για Προσδιορισμό και Πρόβλεψη Ελαστικότητας Ηλεκτρικής Ενέργειας

### 4.1. Ορισμός

Ο όρος της ελαστικότητας χρησιμοποιείται σε πλήθος επιστημονικών πεδίων με κυρίαρχο αυτό της οικονομίας στο οποίο ορίζεται ως η ποσοστιαία μεταβολή μίας ζητούμενης ποσότητας ενός αγαθού ή υπηρεσίας, σε σχέση με την ποσοστιαία μεταβολή της τιμής του ίδιου αγαθού ή υπηρεσίας [135][136].

$$E_z = - \frac{\% \text{ μεταβολή της ζητούμενης ποσότητας}}{\% \text{ μεταβολή της τιμής}}$$

ή

$$E_z = - \frac{\frac{\Delta \Pi}{\Pi}}{\frac{\Delta T}{T}} = - \frac{\Delta \Pi \cdot T}{\Delta T \cdot \Pi}$$

Επομένως, με τον όρο ελαστικότητα ηλεκτρικής ενέργειας ορίζεται η ενέργεια που, χάρη σε μία πληθώρα κινήτρων, μπορεί να μετατοπιστεί ή να μεταβληθεί σε σχέση με τον χρόνο και την παραδοσιακή καμπύλη ζήτησης. Η μελέτη και πρόβλεψη της ελαστικότητας έχει ως στόχο την μείωση των διακυμάνσεων στην ζήτηση (και στην παραγωγή) ηλεκτρικής ενέργειας, την εξομάλυνση δηλαδή της καμπύλης ζήτησης, μειώνοντας τις αιχμές φορτίου με όλες τις θετικές επιδράσεις που αυτό επιφέρει. Επίσης είναι ένα εργαλείο ώστε να επιτευχθεί η μέγιστη δυνατή διείσδυση ΑΠΕ. Η ελαστικότητα της ηλεκτρικής ενέργειας δεν μπορεί να οριστεί ανεξαρτήτως από κάποιο άλλο μέγεθος του οποίου οι μεταβολές θα επηρεάζουν το μελετώμενο μέγεθος. Συνήθίζεται, στην περίπτωση ενέργειας, το μέγεθος αυτό να είναι η τιμή (όπως στον ορισμό από τον κλάδο της οικονομίας) που λειτουργεί ως κίνητρο [137].

Παρ' όλα αυτά, αν και η πλειονότητα των κινήτρων που δίνονται στους καταναλωτές είναι όντως οικονομικά, υπάρχουν και άλλα μεγέθη τα οποία αξιοποιούν οι διαχειριστές του δικτύου για να επιτευχθεί η ζητούμενη ελαστικότητα της ζήτησης όπως ενημέρωση για εκπομπές CO<sub>2</sub>. [138]

Πιλοτικά εφαρμόζονται προγράμματα που όπως οι παραγωγοί δεσμεύονται στον διαχειριστή για την ενέργεια που θα προσφέρουν στο δίκτυο, έτσι θα πρέπει και οι καταναλωτές να δεσμεύονται για την ενέργεια που θα απορροφήσουν με τις ανάλογες κυρώσεις σε περίπτωση μη συμμόρφωσης (είδος PPA). [139]

Η μελέτη της ελαστικότητας έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον σε πλαίσια συγκεκριμένων ομάδων καταναλωτών όπως αυτοί μπορούν να ομαδοποιηθούν (βλ 2.2. Συσταδοποίηση). Για παράδειγμα στους οικιακούς καταναλωτές (ευθύνονται για το ¼ της συνολικής κατανάλωσης της Ευρώπης και μεγάλου μέρους των εκπομπών CO<sub>2</sub> [140] στους καταναλωτές με μεγάλα θερμικά φορτία, καθώς και στους καταναλωτές/παραγωγούς με συσσωρευτές.

Προφανώς κάθε ομάδα καταναλωτών έχει διαφορετικές δυνατότητες ελαστικότητας, ενώ προφανώς οι τιμολογιακές πολιτικές δεν επηρεάζουν το ίδιο όλες τις δημογραφικές ομάδες (κοινωνικά, οικονομικά κλπ).[141][142][143]

Προσοχή πρέπει να δοθεί και στο εξής. Η ενεργοποίηση ενός προγράμματος απόκρισης ζήτησης και γενικότερα η αξιοποίηση της ελαστικότητας οδηγεί σε μεταβολές στην υπόλοιπη ημερήσια καμπύλη ζήτησης ισχύος. Δεν θα πρέπει λοιπόν να αμελούνται οι επιδράσεις αυτές καθώς δεν πρέπει η ενεργοποίηση του προγράμματος να οδηγεί εν τέλει σε μεγαλύτερο κόστος ή αποσταθεροποίηση του δικτύου. Σε μεγάλης κλίμακας αλγορίθμους και εφαρμογές θα πρέπει πάντα να υπάρχουν όρια ώστε να μην επέλθει ποτέ το σύστημα σε έναν βρόγχο διαρκούς ανάδρασης χωρίς σημείο

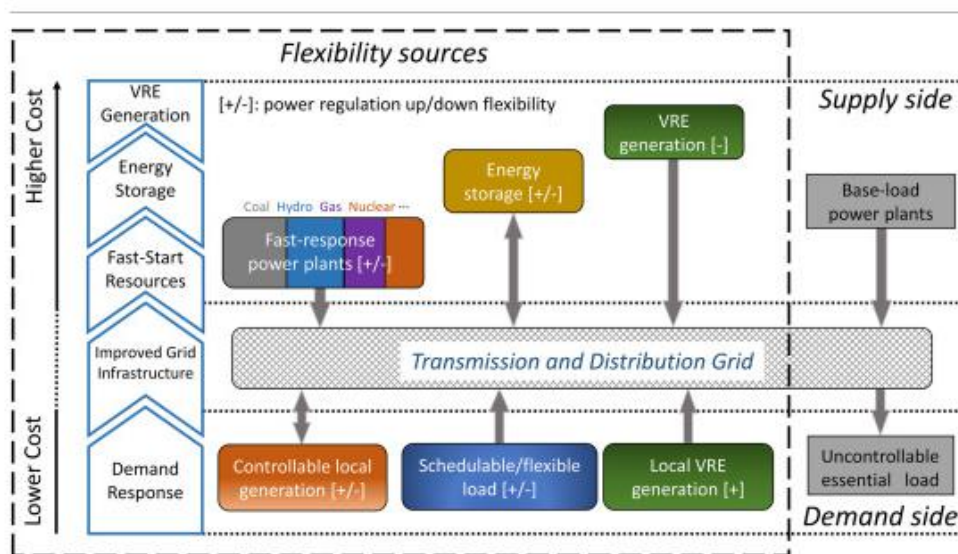
ισορροπίας. Σε τέτοιες καταστάσεις μπορεί να οδηγηθεί το σύστημα εάν δεν επιτευχθεί κάποιο σημείο ισορροπίας του Νας [144].

Στις επόμενες παραγράφους γίνεται μία προσπάθεια ανάλυσης της ελαστικότητας, ανάλογα τα διαθέσιμα δεδομένα. Όπως γίνεται κατανοητό από το [137] η ελαστικότητα μπορεί να οριστεί συγκεκριμένα σε ξεχωριστές περιπτώσεις προσδιορίζοντας το κριτήριο ενεργοποίησής της (οικονομικό, εκπομπές CO<sub>2</sub> κα), τα διαθέσιμα δεδομένα, καθώς και τους βαθμούς ελευθερίας του εκάστοτε συστήματος (θερμικά ηλεκτρικά φορτία, συσσωρευτές κλπ).

Επιπρόσθετα, η ελαστικότητα θα πρέπει να ποσοτικοποιείται διαφορετικά ανάλογα τις αξιοποιούμενες εγκαταστάσεις αλλά και με ποιο αντικειμενικό στόχο γίνεται (μεγιστοποίηση διείσδυσης ΑΠΕ, ελαχιστοποίηση κόστους παραγωγού/καταναλωτή, ευστάθεια δικτύου κλπ).

Για τον λόγο αυτό, στην βιβλιογραφία εντοπίζονται επιλύσεις του προβλήματος της ελαστικότητας με αρκετά διαφορετικές παραμέτρους, που οριακά μπορούν να θεωρηθούν διαφορετικά προβλήματα. Στην συνέχεια του παρόντος κεφαλαίου θα δίνεται έμφαση στις πηγές που ανέλυσαν ένα τέτοιο διαφορετικό πρόβλημα και θα αναλύονται ώστε να υπάρξει όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ετερογένεια των προβλημάτων επίλυσης, και όχι των μεθόδων για το ίδιο πρόβλημα, μιας και αυτές είναι αρκετά περιορισμένες. Σπάνια στην βιβλιογραφία βρέθηκε επίλυση του ίδιου προβλήματος με διαφορετικές μεθόδους.

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 7) παρουσιάζονται εποπτικά διαφορετικές πηγές και τεχνολογίες ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας, σύμφωνα με το κόστος τους και την προέλευσή τους (παραγωγή/κατανάλωση). Οι οικονομικότερες τεχνολογίες αφορούν την μεριά του καταναλωτή με ελεγχόμενα ή προγραμματισμένα φορτία και ιδιοπαραγωγή.



Εικόνα 7<sup>19</sup> Μέθοδοι και τεχνολογίες παροχής ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας

Σημείωση: Στην διεθνή βιβλιογραφία ο όρος παρουσιάζεται ως *flexibility* που στα Ελληνικά αποδίδεται πρωτίστος ως ευελιξία. Πράγματι το ελαστικότητα παραπέμπει στο *elasticity*. Παρ' όλα αυτά, στην παρούσα εργασία έγινε χρήση του όρου ελαστικότητα, καθώς αυτός εμφανίστηκε περισσότερο στην Ελληνική βιβλιογραφία (πχ [145] [146]).

## 4.2. Κριτήρια Κατηγοριοποίησης του Είδους Ελαστικότητας.

Οι οικιακοί καταναλωτές και τα εμπορικά κτήρια είναι δομές που αξίζει να συγκεντρωθεί η προσπάθεια ποσοτικοποίησης και εφαρμογής της ελαστικότητας. Αντιθέτως η βιομηχανία και οι μεταφορές έχουν πιο αυστηρά προγράμματα και η μικρή εναλλαγή ενδέχεται να οδηγήσει σε

<sup>19</sup> Πηγή: Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective

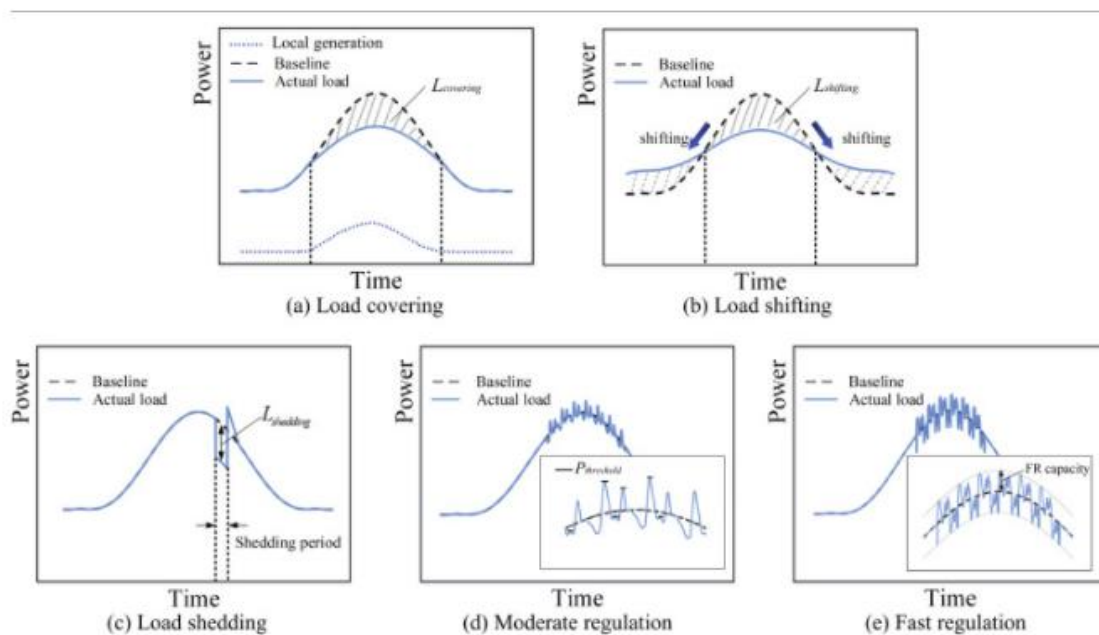
μεγάλες διακυμάνσεις παραγωγής και αστάθειας [147]. Επομένως η περαιτέρω κατηγοριοποίηση αφορά κυρίως αυτές τις ομάδες καταναλωτών και όχι τόσο τους βιομηχανικούς.

Η κατηγοριοποίηση του είδους της ελαστικότητας, έχει όφελος κυρίως στους διαχειριστές προκειμένου να εξασφαλίζουν την ευστάθεια του δικτύου και το κέρδος τους. Μερικές κατηγοριοποιήσεις είναι σύμφωνα με τα εξής κριτήρια:

- Ταχύτητα της απόκρισης ζήτησης ενός ελαστικού φορτίου (μπορεί να κυμαίνεται από ms έως ώρες)
- Η διάρκεια (μπορεί να κυμαίνεται από ms έως ώρες)
- Η κατεύθυνση (αύξηση ή μείωση ζήτησης φορτίου, παραγωγή ή κατανάλωση)
- Το είδος της συμπεριφοράς και στην υπόλοιπη καμπύλη φορτίου (φορτίο απορριπτόμενο, διακοπτόμενο, μεταφερόμενο, μόνιμα απορριπτόμενο κλπ).<sup>20</sup>

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 8) παρουσιάζεται ένα παράδειγμα κατηγοριοποίησης της ελαστικότητας σύμφωνα με τις επιπτώσεις της συνολικά στην καμπύλη φορτίου ή τον χρόνο όπου:

- Κάλυψη φορτίου από ιδιοπαραγωγή (ΑΠΕ)
- Μεταφερόμενο φορτίο σε άλλες χρονικές περιόδους (Μετακύληση)
- Απορριπτόμενο φορτίο
- Μέσης ταχύτητας απόκριση
- Γρήγορης ταχύτητας απόκριση



Εικόνα 8<sup>21</sup> Κατηγοριοποίηση φορτίων

Η ελαστικότητα από τον κτηριακό τομέα προέρχεται από διαχείριση του άμεσου ηλεκτρικού φορτίου και των θερμικών φορτίων, το πρώτο με την εσωτερική παραγωγή και εναλλαγή ζήτησης ενώ τα θερμικά, όπως θα αναλυθεί στην συνέχεια, με πιο παθητικό τρόπο (βλ. 8.5.).

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 9) γίνεται μία εποπτική παρουσίαση των τεχνολογιών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για αύξηση της ελαστικότητας τόσο για βιομηχανικούς καταναλωτές (προγραμματισμός θερμικών φορτίων , αντλιών, φωτισμού κ.α.), οικιακούς καταναλωτές

<sup>20</sup> Σημείωση: Μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι όπως η μέθοδος Dickey-Fuller, Kwiatkowski, Phillips, Schmidt και KPSS που ελέγχει την χρονοσειρά της κατανάλωσης για στασιμότητα ώστε να διασφαλίσει ότι η απόκριση των καταναλωτών δεν επηρεάζει μακροπρόθεσμα την χρονοσειρά [29]

<sup>21</sup> Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective

(απορριπτόμενα ή μετακυλούμενα φορτία, θερμικά κ.α.), όσο και για το σύνολο των καταναλωτών (παράγωγή και αποθήκευση ηλεκτρικής και θερμικής ενέργειας).

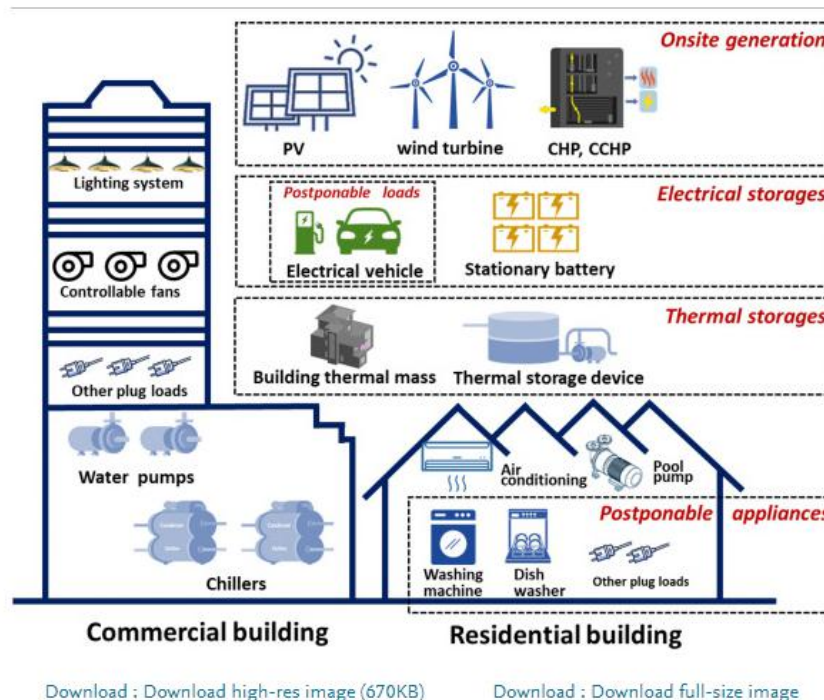


Fig. 4. Flexibility sources in commercial and residential buildings.

Εικόνα 9<sup>22</sup> Τεχνολογίες που επιτρέπουν την παροχή ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας

### 4.3. Προβλήματα Προσδιορισμού Ελαστικότητας και η Λύση τους

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάζονται τα μοντέλα πρόβλεψης ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας οργανωμένα σύμφωνα με την ιδιαιτερότητα του προβλήματος που επιλύουν. Όπως προανφέρθηκε (βλ. 4.1. ) στην βιβλιογραφία εντοπίζονται επιλύσεις του προβλήματος της ελαστικότητας με αρκετά διαφορετικές παραμέτρους, που οριακά μπορούν να θεωρηθούν διαφορετικά προβλήματα. Στην συνέχεια του παρόντος κεφαλαίου θα δίνεται έμφαση στις πηγές που ανέλυσαν ένα τέτοιο διαφορετικό πρόβλημα και θα αναλύονται ώστε να υπάρξει όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ετερογένεια των προβλημάτων επίλυσης, και όχι των μεθόδων για το ίδιο πρόβλημα, μιας και αυτές είναι αρκετά περιορισμένες. Σπάνια στην βιβλιογραφία βρέθηκε επίλυση του ίδιου προβλήματος με διαφορετικές μεθόδους.

#### 4.3.1. Υπολογισμός Ελαστικότητας με Χρήση Δεδομένων από ήδη Εφαρμοσμένο Πρόγραμμα Απόκριση Ζήτησης

##### 4.3.1.1. Διατύπωση Προβλήματος

Πολλές φορές χρειάζεται να υπολογιστεί η επίπτωση ενός προγράμματος που έχει ήδη εφαρμοστεί. Επομένως τα δεδομένα που έχουν συγκεντρωθεί, πέρα από την εκάστοτε καμπύλης ζήτησης φορτίου, χρειάζεται να περιέχουν και τις χρονικές στιγμές έναρξης και λήξης κάθε προγράμματος. Ουσιαστικά πρέπει να γίνει μία προεκβολή της κατανάλωσης εάν δεν είχε ενεργοποιηθεί το πρόγραμμα, και συγκρινόμενη με την μετρούμενη κατανάλωση να υπολογιστεί η επίδραση που πράγματι είχε.

<sup>22</sup> Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective

Προφανώς η διαδικασία αυτή προκύπτει ώστε να αντιμετωπιστεί το θεμελιώδες πρόβλημα της αιτιακής παρέμβασης (fundamental problem of causal inference). Το πρόβλημα αυτό περιγράφει την αδυναμία ταυτόχρονης παρατήρησης δύο διαφορετικών καταστάσεων ενός μοναδικού συστήματος που η κατάσταση του δεν μπορεί να επαναληφθεί ακέραια, σε αντίθεση με τα πειράματα τύχης. Στην συγκεκριμένη περίπτωση αφορά την ακριβή κατανάλωση σε μία συγκεκριμένη χρονική στιγμή ενός συγκεκριμένου δικτύου με και χωρίς χρήση προγράμματος απόκρισης ζήτησης.

Όταν αξιοποιείται η δυνατότητα άντλησης δεδομένων από ευφείς μετρητές με πολύ υψηλή χρονική συχνότητα και ανάλυση, πρέπει να γίνεται μία επιλογή της χρονικής διάτμησης που θα αξιοποιηθούν.

#### 4.3.1.2. Επίλυση Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Στο [29] γίνεται μία μοντελοποίηση του ενδεχομένου ελαστικότητας υπό την εφαρμογή ενός προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Παραμετροποιείται δηλαδή η πιθανότητα ένας τελικός καταναλωτής να τροποποιήσει την κατανάλωση του δεδομένου ανάλογων κινήτρων. Στην συνέχεια γίνεται μία συσταδοποίηση των μοτίβων κατανάλωσης (χρονοσειρές). Από την παραπάνω συσχέτιση των δύο αυτών μεγεθών προκύπτει ότι όσο αυξάνεται η τυχαιότητα στις χρονοσειρές κατανάλωσης ενός καταναλωτή, τόσο πιο πιθανό είναι να υπάρχει μία θετική απόκριση στα κίνητρα του προγράμματος απόκρισης ζήτησης [29].

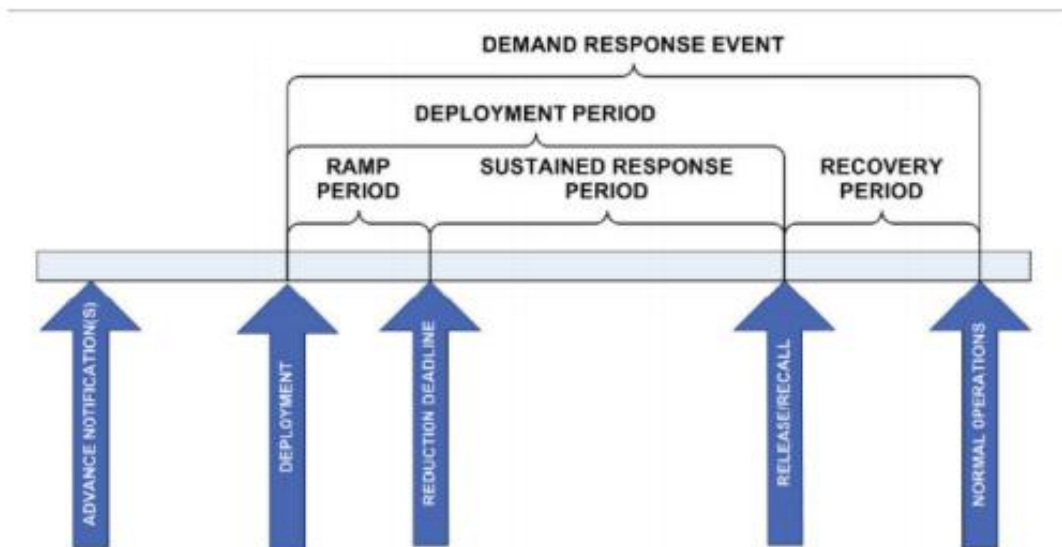
Συγκεκριμένα, οι συγγραφείς αξιοποίησαν δεδομένα από έξυπνους μετρητές με βήμα καταγραφής μίας ώρας και αφορούσαν 500 οικιακούς καταναλωτές σε βάθος 2 ετών. Η επιλογή της μίας ώρας γίνεται καθώς όπως έχει αναφερθεί η αγορά λειτουργεί ακόμα σε ωριαίο επίπεδο προσφορών. Σε αυτή την ομάδα καταναλωτών λειτουργούσε πρόγραμμα απόκριση ζήτησης και στα δεδομένα συγκαταλέγονται και οι εντολές από τον διαχειριστή.

Οι ερευνητές του [29] παρατήρησαν πως η εξωτερική θερμοκρασία παρουσιάζει μεγάλο συντελεστή συσχέτισης με την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Για αυτό είναι σημαντικό να συλλεχθούν δεδομένα εξωτερικών θερμοκρασιών από τους αρμόδιους δημόσιους πάροχους ώστε να μελετηθεί και να επιβεβαιωθεί η υψηλή συσχέτιση μεταξύ θερμοκρασίας και κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα για κάθε πρόβλεψη πέρα από τα παρελθοντικά δεδομένα αξιοποιήθηκαν και η ώρα και μέρα της εβδομάδας καθώς επηρεάζουν σημαντικά την κατανάλωση (εργάσιμη/αργία, πρωί/βράδυ).

Αφού στόχος είναι η μοντελοποίηση της ελαστικότητας επιλέχθηκε ο διαχωρισμός του dataset ανάλογα τα σήματα του διαχειριστή. Αφαιρέθηκαν οι 8 ώρες μετά από κάθε εντολή του προγράμματος απόκρισης ζήτησης ώστε να αποφευχθεί η εκπαίδευση των μοντέλων σε διαφορετικά μοτίβα από αυτά που επιδιώκεται, θεωρώντας ότι μέχρι και 8 ώρες μετά την ενεργοποίηση του προγράμματος, υπάρχει ακόμα επίδραση στις κινήσεις του καταναλωτή. Η επιλογή των 8 ωρών αποτελεί παραδοχή των συγγραφέων.

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 10) παρουσιάζεται η τυπική χρονική περίοδος και οι φάσεις επίδρασης στο φορτίο ενός γεγονότος απόκρισης ζήτησης. Περιλαμβάνει την περίοδο ένταξης και συμμόρφωσης στην εντολή του προγράμματος, που ακολουθείται από την διάρκεια της εντολής. Στην συνέχεια υπάρχει η μεταβατική περίοδος της επαναφοράς στο προφίλ ζήτησης χωρίς πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης.





Εικόνα 10<sup>23</sup>Τυπική χρονική περίοδος επίδρασης σήματος απόκρισης ζήτησης

Τέλος, οι ερευνητές δημιούργησαν 2 βάσεις δεδομένων, μία με αυτά που έχουν αναφερθεί (δηλαδή χωρίς τις χρονικές περιόδους επηρεασμένες από το πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης) και μία από τις αποκρίσεις στο πρόγραμμα.

Με αυτόν τον τρόπο συγκρίθηκε η προβλεπόμενη κατανάλωση χωρίς τα σήματα και τις αποκρίσεις του προγράμματος απόκρισης ζήτησης και η πραγματική με την απόκριση του καταναλωτή. Η διαφορά των 2 αποτελεί την μεταβολή που προκάλεσε το πρόγραμμα και είναι η ποσοτικοποίηση της ελαστικότητας.

Συγκρίνοντας τους μέσους όρους προβλέψεων (χωρίς την παρέμβαση του προγράμματος) και των πραγματικών τιμών που έχουν αφαιρεθεί από τα δεδομένα (απόκριση ζήτησης) μπορεί να υπολογιστεί μία εκτίμηση για την μέση αποτελεσματικότητα ενός προγράμματος απόκρισης ζήτησης. Συγκεκριμένα, αφού έχει δημιουργηθεί το dataset με την απουσία των δεδομένων προγράμματος, μπορεί να υπολογιστεί η αναμενόμενη κατανάλωση για εκείνες τις χρονικές στιγμές με οποιαδήποτε από τις μεθόδους που έχουν αναφερθεί στην πρόβλεψη φορτίου. Στην συνέχεια μπορεί να υπολογιστεί η κανονικοποιημένη διαφορά του αναμενόμενου φορτίου  $Y_f(i)$  με το  $Y_t(i)$ πραγματικό (που αντιπροσωπεύει τις αποκρίσεις που προκλήθηκαν λόγω του προγράμματος)

$$MPR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Y_f(i) - Y_t(i)}{|Y_t(i)|}$$

Στην συνέχεια οι συγγραφείς εξετάζουν την μηδενική υπόθεση (ότι δεν υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των δύο data sets) με το Wilcoxon Signed Rank Test, ώστε να αξιολογηθεί εάν τα δύο data sets προκύπτουν (με γεγονότα απόκρισης ζήτησης και χωρίς) προέρχονται από την ίδια κατανομή.

Οι καταναλώσεις των εργασιμων (οι αργίες απορρίπτονται λόγω της μεγάλης τυχαιότητάς τους) μπορούν να αναπαρασταθούν με μία αντιπροσωπευτική τιμή. Ορίζουν

$$a = \sum_{t=1}^{24} l(t) \text{ και } s(t) = \frac{l(t)}{a}$$

Όπου  $s(t)$  είναι το προφίλ κατανάλωσης κάθε καταναλωτή.

Εάν στα παραπάνω προφίλ εφαρμοστεί κάποιος αλγόριθμος συσταδοποίησης, και προσδιοριστούν τα κέντρα των κλάσεων, οι συγγραφείς ορίζουν την εντροπία ως:

<sup>23</sup> Πηγή: Measurement and Verification Standards Wholesale Electric Demand Response Recommendation Summary



$$H_j = - \sum_{i=1}^k p_j(C_i) \cdot \log(p_j(C_i))$$

Η  $p_j(C_i)$  εκφράζει τις φορές που ένα προφίλ ταυτίζεται με κάποιο κέντρο κλάσης διά το πλήθος των περιπτώσεων αυτών. Έτσι η εντροπία ελαχιστοποιείται (μηδενίζεται) αν το προφίλ του καταναλωτή εκφράζεται πλήρως από το κέντρο της κλάσης στην οποία ανήκει ενώ μεγιστοποιείται εάν όχι.

Παράλληλα μπορεί να υπολογιστεί το άθροισμα των τυπικών αποκλίσεων των ωριαίων παρατηρήσεων κάθε καταναλωτή:

$$\bar{H}_j = \sum_{i=1}^{24} std[s_j(i)]$$

Το μέγεθος αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί και χωρίς την συσταδοποίηση προφανώς.

Οι δύο αυτοί δείκτες αποτελούν μέτρο της σταθερότητας ή της στοχαστικότητας του φορτίου ενός καταναλωτή.

Συνθέτοντας τα παραπάνω αποτελέσματα, πέρα από τον υπολογισμό της ελαστικότητας σε κάθε event, προκύπτει και η εξής ενδιαφέρουσα συσχέτιση. Οι οικιακοί καταναλωτές με μικρή διασπορά στις καταναλώσεις του είναι λιγότερο ελαστικοί στις μεθόδους της απόκρισης ζήτησης ενώ αυτοί με πιο άτακτη είναι πιο δεκτικοί να προσαρμόσουν τα φορτία τους.

Η παραπάνω παρατήρηση βοηθάει στην στοχευμένη αποστολή κινήτρων μεταβολής της παραγωγής στους καταναλωτές καθώς εάν τα σήματα είναι real time και οικουμενικά, ο βρόχος ανάδρασης που θα δημιουργηθεί (υψηλή κατανάλωση οδηγεί σε υψηλή τιμή που οδηγεί σε χαμηλή κατανάλωση που οδηγεί σε υψηλή κατανάλωση κοκ), θα επιφέρει μεγάλες καταπονήσεις στο σύστημα λόγω των εναλλαγών, ενώ θα χρειάζονται επι πλέον αναλύσεις συστημάτων αυτομάτου ελέγχου ώστε να αποφευχθεί η αστάθεια του συστήματος.[29]

Παραπάνω χρησιμοποιήθηκε μία τεχνική για να υπολογιστεί το θεωρητικά πραγματικό φορτίο σε περίπτωση ανυπαρξίας του σήματος απόκρισης ζήτησης. Εδώ επεκτείνονται οι μέθοδοι ποσοτικοποίησης της μεταβολής (και άρα ελαστικότητας) της κατανάλωσης μετά από μία εντολή απόκρισης. Η PJM, εταιρεία που διαχειρίζεται προγράμματα απόκρισης ζήτησης, κοιτάει την κατανάλωση Y ημερών πριν το σήμα και από αυτές επιλέγει τις X μέρες με τα υψηλότερα φορτία. Μετά γίνεται καταμερισμός ανά την ώρα και με έναν απλό μέσο όρο υπάρχει εκτίμηση της πρόβλεψης της αντίστοιχης μέρας και ώρας που έγινε το σήμα απόκρισης ζήτησης. Με αυτόν τον τρόπο η μέθοδος είναι ευαίσθητη σε τάσεις κατανάλωσης των τελευταίων ημερών. Ανάλογα με το επίπεδο εφεδρείας που αναφέρ οι μετρήσεις στον παραγωγό πριν και μετά το σήμα αναφέρονται μετά την περάτωση του χρόνου απόκρισης των συγκεκριμένων μονάδων (από μερικά s έως μερικά δεκάλεπτα).[148] Το τελευταίο αφορά την περίπτωση που η ελαστικότητα του φορτίου ορίζεται και ποσοτικοποιείται διαφορετικά. Όταν υπάρχει συμμετοχή και από υπηρεσίες εφεδρείας (πχ συσσωρευτές) τότε η ελαστικότητα ταυτίζεται με την βηματική μεταβολή της κατανάλωσης ενώ η δυναμική ελαστικότητα ισούται με την ισχύ των συσσωρευτών. Ανάλογα το δίκτυο που αφορά, ο διαχειριστής μπορεί να διαχωρίζει και τις εξής μεθόδους:[149]

- MBL (Max Base Load : η ελαστικότητα μετριέται με την δυνατότητα ενός καταναλωτή να μειώσει την κατανάλωση του σε ένα συγκεκριμένο επίπεδο ανεξαρτήτως του επιπέδου που βρισκόταν πριν)
- MBMA ( σύγκριση της κατανάλωσης με κίνητρο άμεσα με τον MO των υπολοίπων αντίστοιχων μετρήσεων (μέρα, ώρα, εποχή, καιρός))
- MGO όπου δεν μετράει τις μεταβολές στην ζήτηση αλλά στην παραγωγή (ένας επιπλέον υπολογισμός της εφεδρείας που βέβαια υπολογίζεται πρωτίστως με άλλες μεθόδους)

### 4.3.2. Ελαστικότητα σε Επίπεδο Συσκευής

#### 4.3.2.1. Προσδιορισμός Προβλήματος

Με την πρόοδο της τεχνολογίας γίνεται όλο και πιο συχνή η εγκατάσταση έξυπνων μετρητών και έξυπνων χειριστών (smart controllers/smart appliances). Επειδή η ταυτόχρονη εγκατάσταση ή ανανέωση εξοπλισμού ενδέχεται να μην είναι εφικτή λόγω μεγάλου κόστους, εγείρεται το ερώτημα της επιλογής των συσκευών που θα αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος είτε χρηματικά είτε ενεργειακά για προτεραιότητα αντικατάστασής τους.

Παράλληλα η μελέτη επί μέρους συσκευών μπορούν να συγκεκριμενοποιήσουν μελέτες ακόμα και για καταναλωτές που παρουσιάζουν κάποιες μικρές ή μεγάλες ιδιαιτερότητες (πχ εστία με πολλά πλυντήρια). Η μελέτη αυτή παρουσιάζει ενδιαφέρον και από την μεριά του καταναλωτή αλλά και από την μεριά του διαχειριστή καθώς και οι δύο κερδίζουν από την ακριβέστερη πρόβλεψη και γνώση.

Τέλος ο συνδυασμός μεθόδων και προβλέψεων (ensemble/bottom up) πολλές φορές προκαλεί εξομάλυνση της τυχαιότητας (αλληλοανεραΐσεις σφαλμάτων).

Για τους παραπάνω λόγους ενδιαφέρον παρουσιάζει ο υπολογισμός και η πρόβλεψη ελαστικότητας σε επίπεδο συσκευής.

#### 4.3.2.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Όπως αναφέρθηκε (βλ. 2.2. ) ο προσδιορισμός των κλάσεων καταναλωτών που αντιδρούν διαφορετικά σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης είναι πολύ αποτελεσματικός για τον προσδιορισμό της ελαστικότητας. Αυτή ακριβώς η στόχευση των κατάλληλων καταναλωτών μπορεί να αξιοποιηθεί ώστε να μειωθεί η κατανάλωση από τον διαχειριστή. Στην διαδικασία της πρόβλεψης ακολουθείται μία bottom up ιεράρχηση καθώς ο καταναλωτής είναι η βάση του μοντέλου. Στόχος είναι αντί να αποκρίνεται η παραγωγή αποκλειστικά στην ζήτηση, να αποκρίνεται η ζήτηση εν μέρει στην παραγωγή. Εάν ένας καταναλωτής περιορίσει την κατανάλωση του για την χρονική διάρκεια και στο μέτρο που επιζητά ο διαχειριστής ή ο παραγωγός, τότε θα έχει οικονομικά κίνητρα (πχ μείωση τιμολογίου για άλλες χρονικές στιγμές κλπ). Θα πρέπει δηλαδή να μοντελοποιηθεί η ευαισθησία των καταναλωτών σε σχέση με το κίνητρο που δίνεται. Εάν τα δεδομένα των έξυπνων μετρητών σε οικιακούς καταναλωτές περιέχουν και στοιχεία καιρού (θερμοκρασίες κλπ) μπορεί να ακολουθεί μία συσταδοποίηση ανάλογα το κλίμα, την ενεργειακή κλάση των κτηρίων, το προφίλ και την ποσότητα ζήτησης όπως αυτές που έχουν προαναφερθεί. Στην συνέχεια το μοντέλο ακολουθεί έναν ΜΟ μίας συγκεκριμένης συστάδας οπότε τα αποτελέσματα που προκύπτουν αφορούν ένα τυπικό σπίτι αντίστοιχου μεγέθους και αντίστοιχων ηλεκτροσυσκευών. Το σύνολο της κατανάλωσης μπορεί να επιμεριστεί σε φορτία μη ελέγχιμα και σε ελέγχιμα. Τα τελευταία μπορούν να διαχωριστούν σε θερμικά φορτία που μπορούν να επιμεριστούν (ελεγχόμενα από θερμοστάτες) και σε φορτία που αυτούσια μπορούν να μετατεθούν (πχ πλυντήρια, στεγνωτήρια κλπ). Μετά το σήμα του διαχειριστή οι καταναλωτές αποφασίζουν εάν θα μεταβάλλουν τους χρόνους εκκίνησης των συσκευών και το επίπεδο άνεσης που τους προσφέρουν τα θερμικά φορτία εάν η ανταμοιβή είναι αρκετή.

Στο [150] ακολουθήθηκε η εξής προσέγγιση όπου και παρουσιάζεται αναλυτικά. Σε επίπεδο χρήσης μεμονομένων συσκευών (πχ πλυντήριο, θερμοσίφωνας) η μοντελοποίηση έγινε σε επίπεδο 15 min. Αυτό διότι κατά την διάκριση του κύκλου μίας συσκευής αλλάζουν οι καταναλώσεις της, αλλά και γιατί σε επίπεδο εφαρμογής τέτοιας εξειδίκευσης, πιθανότατα η αγορά έχει κάνει ήδη τα επόμενα βήματα σε επίπεδο τετάρτου προσφορών. Για κάθε συστάδα διαμορφώνονται (είτε από ερωτηματολόγια, είτε από βιβλιοθήκες) τυπικές καταναλώσεις ηλεκτροσυσκευών για τους χρόνους λειτουργίας τους. Ενδεικτικά, μπορεί το πλυντήριο πιάτων μας συγκεκριμένης συστάδας να ακολουθεί :

$$Q^{D1} = 0.0647, Q^{D2} = 1.402, Q^{D3} = 1.402, Q^{D4} = 0.091, Q^{D5} = 0.484, Q^{D6} = 0.484, Q^{D7} = 0.484, Q^{D8} = 0.484, Q^{D9} = 0.322$$

Όπου  $Q^{Di}$  η κατανάλωση της συσκευής D το  $i$  δεκαπεντάλεπτο της διάρκειας χρήσης της. Ανά πάσα στιγμή η μεταβλητή  $z_i$  παίρνει την τιμή 1 εάν το πλυντήριο εκκίνησε εκείνη την ώρα και 0 εάν όχι. Η ίδια μοντελοποίηση γίνεται τόσο και για το πλυντήριο ρούχων αλλά και για το στεγνωτήριο, θερμοσίφωνα και γενικά όσες συσκευές απαιτούνται. Θεωρώντας ότι η κάθε συσκευή χρειάζεται να λειτουργήσει μία φορά μέσα στην μέρα πρέπει το άθροισμα των  $z_i$  με  $i$  από 1 έως 24 να κάνει 1. Η θερμική ενέργεια αποθηκευμένη στην οικία είναι

$$H_{i+1} = H_i - Q_i^{AC} \cdot \Delta t \cdot ERR + d_i$$

Δt ή διάρκεια του βήματος, ERR η ψυκτική ικανότητα του air condition (αντίστοιχα τους χειμερινούς μήνες η θερμαντική ικανότητα του σώματος με -) και  $d_i$  οι απώλειες της οικίας με το περιβάλλον δηλαδή η μεταβολή από και προς η οποία εξαρτάται από την θερμοχωρητικότητα και την ενεργειακή κλάση. Τέλος θεωρήσαν προσεγγιστικά ότι η εσωτερική θερμοκρασία είναι ανάλογη της θερμότητας στο κτήριο.

Στην συνέχεια υπολογίστηκαν τα μη ελέγξιμα φορτία από τα ιστορικά δεδομένα. Αυτά μπορούν να προκύψουν αν αφαιρεθούν από τις χρονοσειρές τα ελέγξιμα. Μία τυπική προσέγγιση είναι η μικρότερη τιμή κατά την διάρκεια μίας ημέρας.

Η μοντελοποίηση του κινήτρου από τον παράγωγο μπορεί να προκύψει με αρκετά πολύπλοκο τρόπο (και δεν είναι σκοπός η περαιτέρω ανάλυση). Οι συγγραφείς θεώρησαν μία ανταμοιβή όπου ο καταναλωτής δέχεται  $E$  Ευρώ μείωση στο τιμολόγιό του εάν καταφέρει να είναι κάτω από την κατανάλωση  $Q$ .

Η δυσφορία του κάθε καταναλωτή ποικίλει τόσο σε είδος όσο και σε ένταση εάν χρειαστεί να αλλάξει την κατανάλωσή του (τα  $\lambda$ ).

$$\sum_{i=1}^{96} Q_i^T p_i \Delta t - x_j E_j + \lambda_W \sum_{k=0}^{i_{WF}-i_W} (k+1) y_{i_W+k} + \lambda_D \sum_{k=0}^{i_{DF}-i_D} (k+1) z_{i_D+k} + \lambda_S \sum_{k=0}^{i_{SF}-i_S} (k+1) u_{i_S+k} + \lambda_{AC} \sum_{i=1}^{96} w_i$$

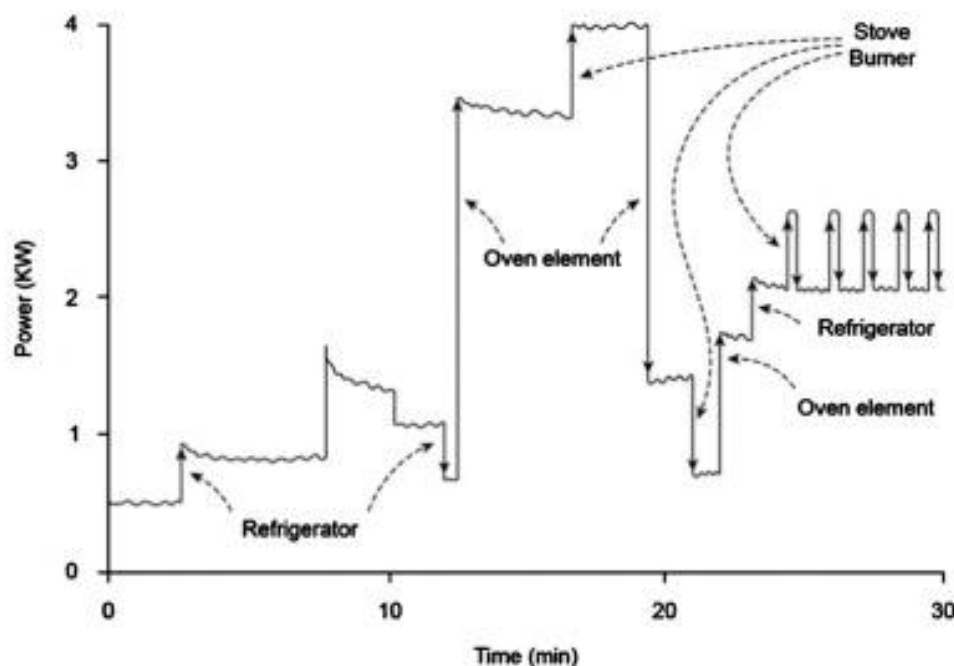
Η παραπάνω αντικειμενική συνάρτηση λύνεται με κάποια επαναλυτική μέθοδο, η επιλογή της οποίας επαφίεται στην προσέγγιση του κάθε ερευνητή. Με την παραπάνω λύση, βρέθηκε κάθε χρονική στιγμή εάν το  $x_i$  παίρνει την τιμή 1 ή όχι. Τότε προέκυψε αν τα νοικοκυριά τα συμφέρει η συμμετοχή σε αυτήν την δράση. Η λειτουργία του παραπάνω μοντέλου προϋποθέτει την συμμετοχή και έξυπνου/αυτόματου χειριστή στις προαναφερόμενες συσκευές. Τα βάρη  $\lambda$  και επομένως το ποσοστό διείσδυσης της μεθόδου σε κάθε νοικοκυριό προσδιορίζονται από έρευνες και ερωτηματολόγια στους καταναλωτές.

Η παραπάνω διαδικασία προσφέρει λοιπόν την βέλτιστη επιλογή για τους καταναλωτές σε κάθε βήμα ενώ ο πάροχος, μεταβάλλοντας την συνάρτηση  $E$  της ανταμοιβής / κινήτρων μπορεί να ξέρει ανά πάσα στιγμή τι ανταπόκριση θα υπάρχει και ποια είναι η πιο συμφέρουσα για αυτόν πολιτική.[151]

Η μέθοδος που ακολουθήθηκε παραπάνω υστερεί στο επίπεδο της παρεμβατικότητας που απαιτεί. Οι bottom up μέθοδοι σαν αυτήν, απαιτούν στοιχεία από πολλούς μετρητές και εγκατάσταση τους σε οικιακό επίπεδο. Ο όγκος αυτών των δεδομένων καθιστά και τις μεθόδους αυτές αρκετά χρονοβόρες. Όταν δεν υπάρχει αυτή η δυνατότητα και η προσέγγιση γίνεται από την μεριά του διαχειριστή δικτύου, δεν απαιτείται γνώση για κάθε μεμονωμένο καταναλωτή αλλά για σύνολα αυτών.

Παρ' όλα αυτά μπορούν να συγκεντρωθούν πληροφορίες για κάποια γενικά χαρακτηριστικά των κτηρίων (ύπαρξη κεντρικής θέρμανσης από πετρέλαιο/ΦΑ, προσανατολισμός κλπ).

Στην βιβλιογραφία έχουν προταθεί αλγόριθμοι διαχωρισμού και κατηγοριοποίησης των φορτίων ενός καταναλωτή αποφεύγοντας την επεμβατική τοποθέτηση μετρητών. [150]



Εικόνα 11 <sup>24</sup> Ανάλυση χρονοσειράς υψηλής συχνότητας σε επί μέρους ενεργοποιήσεις φορτίων

Η στατιστική μέθοδος ανάλυσης του φορτίου στοχεύει στην ανάλυση της ποιότητας ισχύος (ενεργός άεργη), στις βηματικές μεταβολές και τις χρονικές στιγμές. Όσο μεγαλύτερη είναι η συχνότητα των δεδομένων, τόσο αποτελεσματικότερη είναι η πρόβλεψη και διαχωρισμός μικρών συσκευών (μικρής κατανάλωσης πχ εκτυπωτής). Τυπικά δεδομένα σε επίπεδο ώρας μπορούν να διαχωρίσουν τις καταναλώσεις σε 4 κατηγορίες (χρονικά, θερμοκρασιακά, τυχαία και σταθερά) ενώ δεδομένα με συχνότητα MHz μπορούν να οδηγήσουν έως και σε 100 διαφορετικές κατηγορίες φορτίων. Οι μεγάλες συχνότητες αυτές μπορούν να προκαλέσουν διαχωρισμό και ταυτοποίηση ακόμα και σε συσκευές που είναι μονίμως stand by/on και αποτελούν το 15% της οικιακής κατανάλωσης. Αυτό οφείλεται σε χαρακτηριστικές αρμονικές που μπορεί να έχουν τα φορτία αυτά.

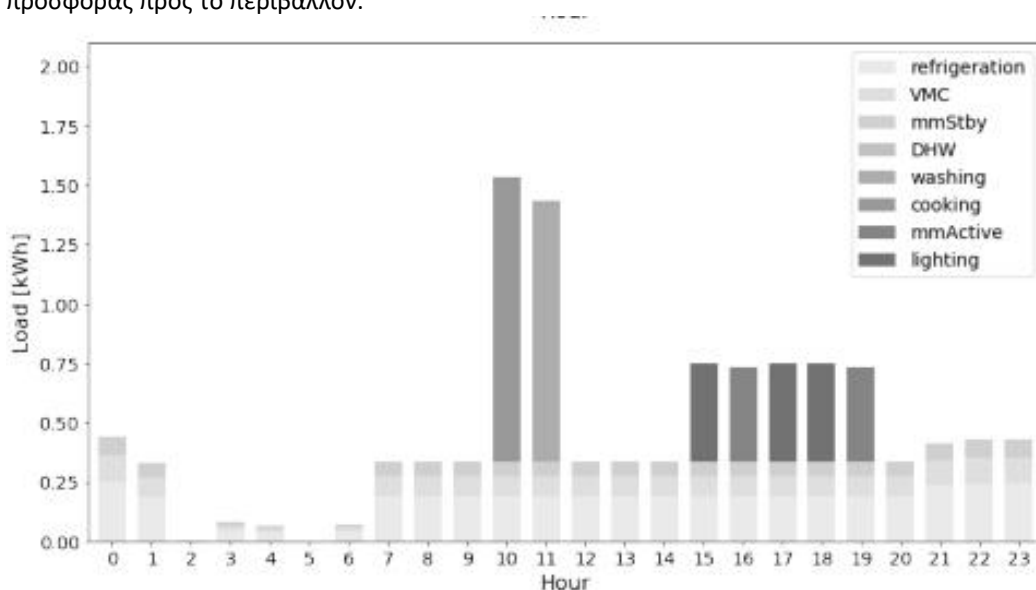
Οι περισσότεροι τέτοιοι αλγόριθμοι έχουν πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων που λειτουργούν σαν βιβλιοθήκες καταναλώσεων τυπικών συσκευών και διενεργούν συγκρίσεις. Άλλοι χρησιμοποιούν αναλύσεις αρμονικών [152] ενώ βρίσκουν ευρεία εφαρμογή αλγόριθμοι που συνδυάζουν την ώρα και επομένως την συμπεριφορά του καταναλωτή (συνήθως 1 πλυντήριο την ημέρα, τα φώτα ανάβουν το βράδυ κλπ).

Μία τέτοια προσέγγιση [71] μπορεί να οδηγήσει σε διαχωρισμό 8 κατηγοριών (Μαγείρεμα, φωτισμός, Πλυντήρια, θερμοσίφωνα, ψυγείο, κλιματισμός, συσκευές stand by και ενεργές). Κάποιες από αυτές τις καταναλώσεις είναι σταθερές και ανελαστικές οπότε θεωρούνται ότι δεν συμμετέχουν στην ελαστικότητα. Για κάθε κατηγορία ενεργών φορτίων μπορούν να γίνουν προβλέψεις, με μοντέλα ανάλογα της πολυπλοκότητας της κατηγορίας, για την χρονική στιγμή ενεργοποίησής τους. Στην συνέχεια, αφού έχουν δημιουργηθεί ωριαίες καταναλώσεις για κάθε μία κατηγορία,

<sup>24</sup> Πηγή: *Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity*

υπολογίζεται η ελαστικότητα. Για κατηγορίες που περιέχουν θερμοστάτες στις διατάξεις τους (πχ θερμοσίφωνα, ψυγείο) μπορεί να υπολογιστεί η μείωση στην κατανάλωση σε σχέση με την μεταβολή στον θερμοστάτη. Πχ μία αλλαγή στον θερμοστάτη του ψυγείου κατά 3 βαθμούς Celsius μπορεί να οδηγήσει μέχρι και σε 40% μείωση της κατανάλωσης [153]. Αντίστοιχα περίπου το ¼ των πλυντηρίων και μεγάλων συσκευών (πχ μαγείρεμα) μπορούν να μεταβληθούν χρονικά. Τέλος συσκευές που είναι stand by μπορούν να έχουν μείωση της κατανάλωσής τους έως και 17% εάν βρίσκονται τελείως εκτός τάσης [28].

Η μέθοδος αυτή δεν περιλαμβάνει κίνητρα οικονομικά για ενεργοποίηση της ελαστικότητας καθώς δεν σχετίζεται πουθενά η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Γίνεται προσπάθεια υπολογισμού της ελαστικότητας που μπορεί να προκύψει σε σχέση με την ενημέρωση για το ενεργειακό αποτύπωμα του καταναλωτή (εκπομπές CO<sub>2</sub>, διείσδυση ΑΠΕ κλπ). Οι μεταβολές που προκύπτουν από θερμικά φορτία και stand by συσκευές μπορούν να έχουν μόνιμες επιδράσεις (όπου και δεν αποτελούν ελαστικά φορτία πια αλλά απλή μείωση της τελικής κατανάλωσης) ή μεταβλητές όπου μπορούν να ποσοτικοποιηθούν ανάλογα με την δυσαρέσκεια που προκαλούν σε σχέση με την αίσθηση προσφοράς προς το περιβάλλον.



Εικόνα 12 <sup>25</sup>Ανάλυση χρονοσειράς χαμηλής συχνότητας σε επί μέρους ενεργοποιήσεις φορτίων

Στην αγορά ελαστικότητας ένα ακριβές μοντέλο πρόβλεψης ζήτησης είναι ζωτικής σημασίας προκειμένου η αγορά να μπορεί να ακολουθήσει συγκεκριμένα χρονοδιαγράμματα. Ωστόσο, σε επίπεδο συσκευής, η ζήτηση, και επομένως η δυνατότητα ελαστικότητας, είναι πιο δύσκολο να προβλεφθεί και εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από διάφορους παράγοντες, όπως η διαθεσιμότητα των χρηστών, η προτίμηση, καιρικές συνθήκες, ρυθμίσεις συσκευής κ.λπ. Επομένως, η στοχαστικότητα αυτή οδηγεί σε μεγάλες αποκλίσεις και ανισοροπίες. Είναι σημαντικό λοιπόν να μπορεί να υπολογιστεί το μέγιστο όριο σφάλματος (πέρα από το μέσο). [78]

### 4.3.3. Ελαστικότητα σε Energy Hubs

#### 4.3.3.1. Διατύπωση Προβλήματος

Η μελέτη της ενεργειακής ελαστικότητας δεν αποτελεί μονοπώλιο του ηλεκτρισμού. Αντιθέτως, όταν ένας ερευνητής καλείται να μελετήσει την ελαστικότητα αυτή σε πλήθος χρήσεων από διαφορετικές πηγές ενέργειας, θα χρειαστεί να συμπεριλάβει στην μοντελοποίησή του την ικανοποίηση αναγκών από διαφορετικές πηγές. Διατάξεις που φέρουν και επεξεργάζονται πλήθος διαφορετικών μορφών ενέργειας (ηλεκτρισμός, Φ.Α. κλπ) με στόχο την βέλτιστη μετατροπή, αποθήκευση ή χρήση τους,

<sup>25</sup> Πηγή: Load and Demand Side Flexibility Forecasting

ονομάζονται energy hubs [154]. Συγκεκριμένα τα energy hubs περιέχουν διατάξεις που μπορούν να μετατρέπουν ηλεκτρική ενέργεια σε ζεστό νερό, ΦΑ σε ηλεκτρική ενέργεια κλπ. Κάθε σύστημα όμως τροφοδοτεί συγκεκριμένα φορτία , πχ το ζεστό νερό την θέρμανση και το νερό χρήσης. Παράλληλα μπορούν να συγκαταλέγονται και ανανεώσιμες (φωτοβολταϊκά στοιχεία ή ανεμογεννήτριες) καθώς και διατάξεις αποθήκευσης ενέργειας (συσσωρευτές ηλεκτρικής ενέργειας, δεξαμενές νερού κλπ). Την χρονική στιγμή της γραφής αυτής της πρότασης, λόγω γεωπολιτικών κυρίως συμβάντων, η τιμή του ΦΑ είναι υψηλότερη από την τιμή του λιγνίτη κάτι που καθιστά τους καταναλωτές να μετατοπίζουν τα φορτία τους.

#### 4.3.3.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Οι αναλύσεις μπορούν να ποικίλουν ειδικά αν συμπεριλφθούν και άλλες μορφές ενέργειας πέρα της ηλεκτρικής στις καταναλώσεις, ενώ διαφέρουν σημαντικά και στον αντικειμενικό στόχο της μοντελοποίησης αυτής. Αν δηλαδή είναι η ελαχιστοποίηση του κόστους από τον παραγωγό ή τον καταναλωτή κ.α. Τα φορτία λοιπόν μπορούν να διαχωριστούν σε:

- Επιτρεπόμενη χρονική μετακύλιση του φορτίου αλλά θα πρέπει να καλυφθεί πλήρως μέχρι κάποια χρονική στιγμή (μπαταρία EV, πλυντήρια, στεγνωτήρια κλπ). Υποκατηγορίες των παραπάνω αποτελούν τα φορτία που δεν είναι δυνατή η μεταβολή του προφίλ του φορτίου (βλ. Εικόνα 13 Β) (δηλαδή αν ξεκινήσει πρέπει να ολοκληρώσει με συγκεκριμένη διαδικασία όπως το πλυντήριο) και σε αυτά που μπορούν να έχουν μεταβολές στο προφίλ καθώς και τμηματικές ενεργοποιήσεις (πχ φόρτιση μπαταρίας). (βλ. Εικόνα 13 C,E)
- Επιτρεπόμενη μείωση (βλ. Εικόνα 13 D) ή απόρριψη φορτίου χωρίς την ανάγκη αντικατάστασης ή ολοκλήρωσής του κάποια άλλη ώρα με συνέπεια την δυσaréσκεια του καταναλωτή. Υποκατηγορίες των παραπάνω αποτελούν φορτία που μπορούν να μετριαστούν (πχ dimming φωτισμού) και σε φορτία που απλά απορρίπτονται (πχ τηλεόραση).
- Ανελαστικά σταθερά και απαραίτητα φορτία τα οποία δεν δέχονται καμία μεταβολή

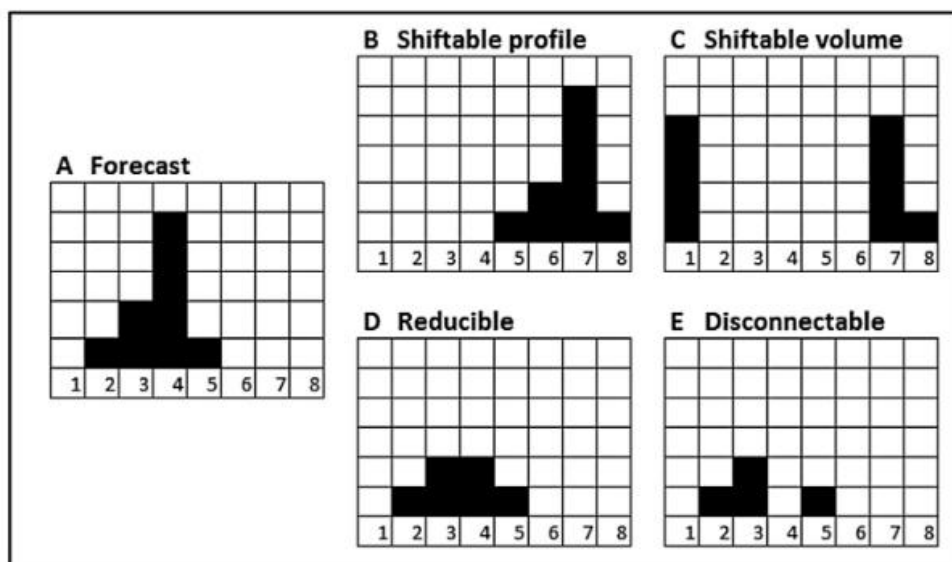


Fig. 1. Illustration of the different load flexibility classes.

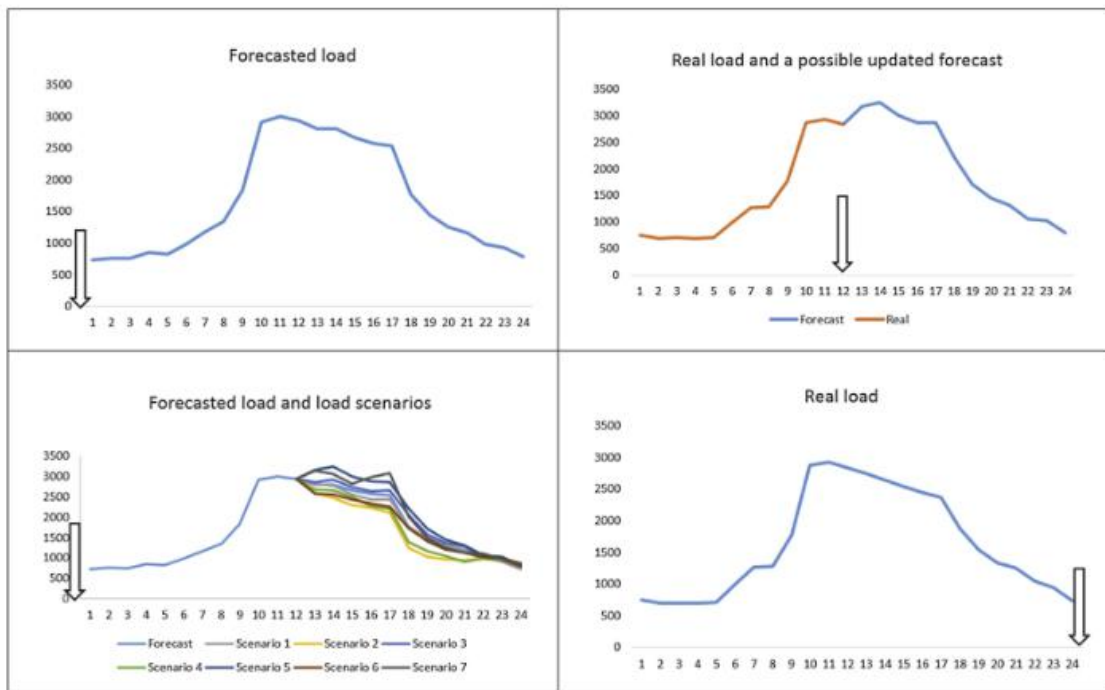
Εικόνα 13<sup>26</sup> Κατηγοριοποίηση μεταβολής φορτίων

Η μοντελοποίηση της ελαστικότητας διαμορφώνεται ανάλογα και με τα κίνητρα τα οποία θεωρούνται ότι θα δίνονται. Εάν αυτά είναι οικονομικά, πρέπει να ληφθούν υπόψιν η συχνότητα εναλλαγής της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας κατά την διάρκεια μίας ημέρας καθώς και πόσες ώρες

<sup>26</sup> Πηγή: A stochastic model for scheduling energyflexibility in buildings

πριν την εφαρμογή της «κλειδώνει» αυτή η τιμή. Ένα σύνθηρες μοντέλο τιμολογιακής πολιτικής είναι πέρα από την πάγια χρέωση, μία χρέωση ανάλογη της ενέργειας και επιπρόσθετα μία τιμολόγηση της ισχύος. Έτσι δύο καταναλωτές που απορροφούν την ίδια ενέργεια θα έχουν διαφορετικές χρεώσεις με επιβάρυνση αυτού που είχε μεγαλύτερες διακυμάνσεις και αιχμές φορτίου.

Η τυχαιότητα όμως που εισάγουν, ιδιαίτερα οι ανανεώσιμες, επιζητούν μία μοντελοποίηση. Στο [148] δημιουργείται ένα δέντρο δύο επιπέδων όπου το πρώτο επίπεδο αποτελείται από τις 12 πρώτες ώρες του ορίζοντα πρόβλεψης και το δεύτερο από τις επόμενες 12. Θεωρούν γνωστά με αρκετή ακρίβεια τα δεδομένα για το πρώτο στάδιο αλλά υπάρχει κάποια αβεβαιότητα για το επόμενο (πχ μορφή καμπύλης ζήτησης, οριακή τιμή συστήματος κλπ). Έτσι δημιούργησαν σενάρια με μία αντίστοιχη πιθανότητα και τα συνδύσαν για τον σωστό προγραμματισμό. Τέτοιες μέθοδοι χρησιμοποιούνται και στα ελληνικά δεδομένα για συμμετοχή των παραγωγών στην ημερήσια αγορά της επόμενης μέρας με δυνατότητα για ενδοημερήσιες μεταβολές[155].



Εικόνα 14<sup>27</sup> Πιθανά σενάρια εξέλιξης του προφίλ φορτίου

Εάν ως αντικειμενική συνάρτηση θεωρηθεί η ελαχιστοποίηση του κόστους για τον καταναλωτή η επίλυση γίνεται εύκολα με την χρήση δυναμικού προγραμματισμού.

Με σεβασμό στους τεχνικούς περιορισμούς του προβλήματος, η λύση για την επιλογή του σεναρίου μπορεί να καταλήξει στην ελαχιστοποίηση μίας αντικειμενικής συνάρτησης όπως στο [132].

$$\sum_{s \in S} R_s \left[ \sum_{a \in A} \sum_{t \in T} P_{a,t,s}^{energy} x_{a,t,s}^{import} + \sum_{a \in A} P_a^{peak} x_{a,s}^{peak} + \sum_{o \in O} \sum_{y \in Y} \sum_{t \in T} G_{o,y}^{startup} a_{o,y,t,s}^{start} + \sum_{d \in D} \sum_{y \in Y} \sum_{t \in T} X_{d,y} \varphi_{d,y,t,s} - \sum_{a \in A} \sum_{t \in T} P_{a,t}^{sales} x_{a,t,s}^{export} \right]$$

Όπου:

Τιμή ενέργειας από τον πάροχο α την χρονική στιγμή t στο σενάριο s	$P_{a,t,s}^{energy}$
Αγορά/εισαγωγή ενέργειας από τον πάροχο α	$x_{a,t,s}^{import}$

<sup>27</sup> Πηγή: A stochastic model for scheduling energyflexibility in buildings

την χρονική στιγμή $t$ στο σενάριο $s$	
Τιμή αιχμής ενέργειας κάθε παρόχου	$P_a^{peak}$
Αιχμή ενέργειας για κάθε είδος παρόχου την χρονική στιγμή $t$ στο σενάριο $s$	$x_{a,s}^{peak}$
Κόστος μετατροπής μεταξύ ενεργειών/παρόχων στο εσωτερικό σύστημα $\gamma$	$G_{o,y}^{startup}$
Διαδική μεταβλητή ενεργοποίησης μετατροπής	$a_{o,y,t,s}^{start}$
Κόστος αχρησίας φορτίου $d$ (πχ ζεστό νερό)	$X_{d,y}$
Ποσό ενέργειας που δεν χρησιμοποιήθηκε	$\varphi_{d,y,t,s}$
Κέρδος ενέργειας από τον πάροχο $a$ την χρονική στιγμή $t$ στο σενάριο $s$	$P_{a,t}^{sales}$
Ποσό ενέργειας που εξοικονομήθηκε από τον πάροχο $a$ την χρονική στιγμή $t$ στο σενάριο $s$	$x_{a,t,s}^{export}$

Η δυσκολία έγκειται στους περιορισμούς για κάθε διαφορετική κατηγορία καταναλωτών. Η διαδικασία αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί και από τον διαχειριστή συστήματος αν γνωρίζει ότι εφαρμόζεται από smart homes, προβλέποντας έτσι με μεγαλύτερη ακρίβεια τις διάφορες μεταβολές που μπορεί να προκαλεί η προσπάθεια ελαχιστοποίησης κόστους για τους καταναλωτές.

### 4.3.4. Ελαστικότητα και Θερμότητα

#### 4.3.4.1. Περιγραφή Προβλήματος

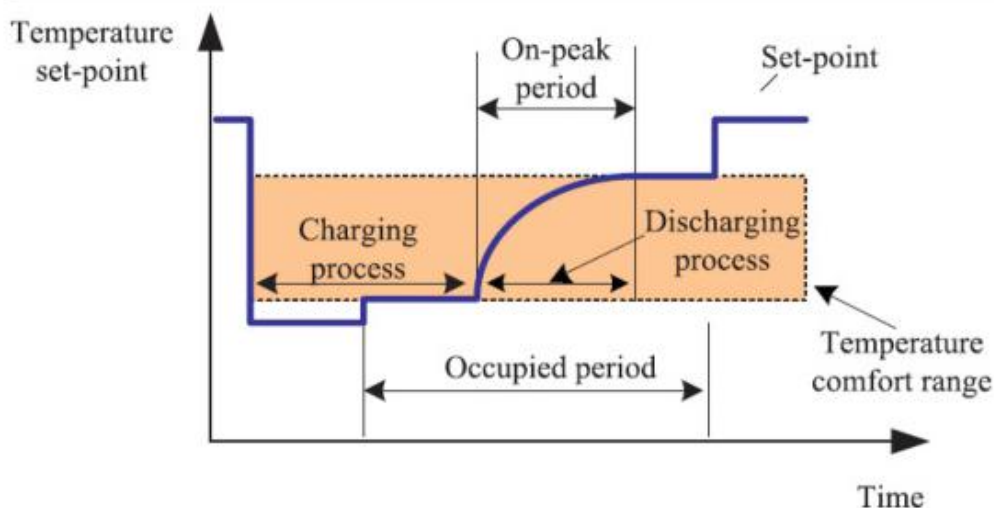
Ένας από τους πιο αποτελεσματικούς τρόπους αξιοποίησης των δεδομένων εγκαταστάσεων ως προς την ελαστικότητά τους είναι διατάξεις που περιέχουν θερμοστάτες (κλιματισμός, θέρμανση, καταψύκτες, θερμοσίφωνες κλπ). Λόγο της θερμοχωρητικότητας τέτοια φορτία είναι εύκολα μετακυλούμενα. Παράλληλα η θερμοκρασία συνήθως μπορεί να κυμαίνεται εντός ενός εύρους χωρίς ουσιαστικές επιπτώσεις σε ανθρώπους και εξοπλισμό. Αυτό δίνει την δυνατότητα στα συστήματα να θερμαίνουν ή να ψύχουν προκαταβολικά (Εικόνα 15), και εκμεταλλευόμενα την εκάστοτε θερμοχωρητικότητα να μειώνουν ή και να μηδενίζουν την κατανάλωση τους την στιγμή που έχει προβλεφθεί από τον διαχειριστή ανάγκη. Τέλος, τα θερμικά φορτία συναντώνται συχνά και σε βιομηχανικούς καταναλωτές και αποτελούν από τα λίγα σημεία στα οποία τέτοιο καταναλωτές μπορούν να συμμετέχουν σε ελαστικότητα (βλ.4.2. ).

Τομείς λοιπόν με μεγάλες καταναλώσεις σε τέτοιου είδους θερμικά φορτία, μπορούν να συμμετέχουν με μεγάλη επιτυχία σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης. Ενδεικτικά, τα συστήματα ψύξης των data centers ήταν υπεύθυνα για το 1% της παγκόσμιας κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας το 2014 και αναμένεται να ανέβουν στο 3% μέχρι το 2025.[151] Οι διατάξεις HVAC (Θέρμανση, εξαερισμός και air condition) σε εμπορικά κτήρια αφορούν περίπου το 1/3 της συνολικής κατανάλωσης[32]. Παράλληλα σε μεγάλο βαθμό είναι ήδη αυτοματοποιημένα και δεν απαιτούν μεγάλες παρεμβατικές δράσεις. Τέλος η αδρανειακή συμπεριφορά μονομένων θερμοδυναμικών συστημάτων επιτρέπει την διακοπτική λειτουργία των συστημάτων αυτών χωρίς μεγάλες επιπτώσεις.

Για τους παραπάνω λόγους παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η πρόβλεψη ελαστικότητας ηλεκτρικής ενέργειας αποκλειστικά από θερμικά φορτία.

Στην Εικόνα 15 εμφανίζεται διαγραμματικά ένα παράδειγμα ψυκτικής προφόρτισης σε περίοδο χαμηλού φορτίου και εκφόρτισης την στιγμή της υψηλής ζήτησης.





Εικόνα 15<sup>28</sup> Ψυκτική προφόρτιση και εκφόρτιση

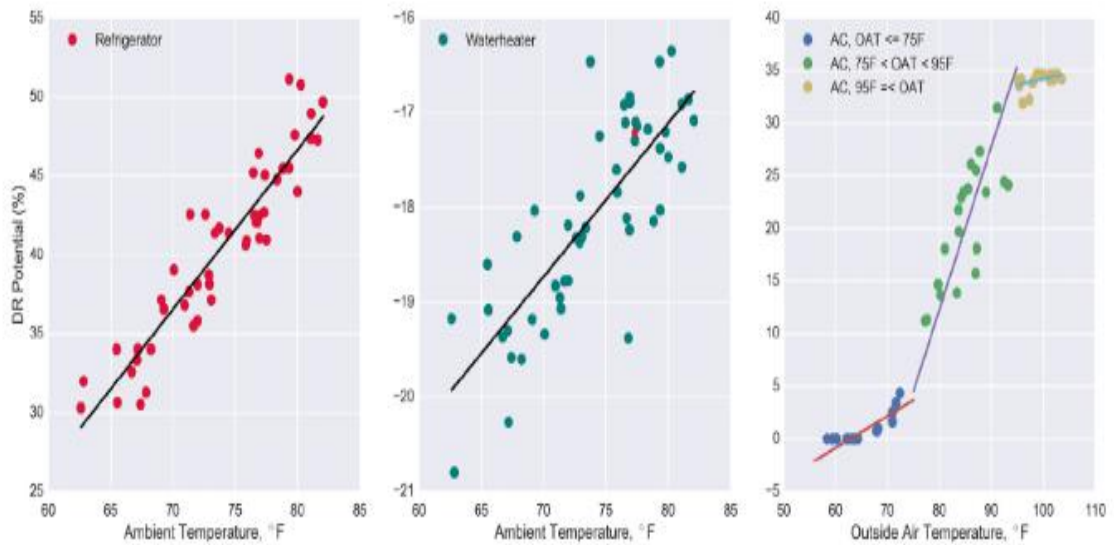
#### 4.3.4.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία 1

Υπάρχουν πολλά εργαλεία μέτρησης και υπολογισμού ενεργειακών αποδόσεων κτηρίων και συμπεριφοράς τους σε ενδεχόμενες αλλαγές (πχ EnergyPlus, DOE-2, ESP-r, TRNSYS). Τα προγράμματα εξάγουν πολύ ακριβή συμπεράσματα για μεμονωμένα κτήρια ενώ με τις κατάλληλες γενικεύσεις μπορούν να επεξεργαστούν και συστάδες κτηρίων.

Στο [156] παρουσιάζεται ένα εργαλείο όπου κάθε καταναλωτής κατατάσσεται σε μία από 6 διαφορετικές κλάσεις ανάλογα το προφίλ του, ενώ για ευκολία υπολογισμών, τα διαφορετικά καιρικά φαινόμενα οργανώνονται σε 16 πιθανά σενάρια. Έτσι δημιουργείται μία “βιβλιοθήκη” όπου εύκολα μπορεί κάθε καταναλωτής για κάθε πιθανό σενάριο να ξέρει τις καταναλώσεις του αλλά και τα πλεονεκτήματα με την μεταβολή του θερμοστάτη και τις ανάλογες επιπτώσεις.

Με δεδομένα που αφορούν την ώρα, μέρα, εποχή, πρόβλεψη καιρού αλλά και το ενεργειακό αποτύπωμα του κτηρίου (κλάση αλλά και καταναλώσεις θερμικών φορτίων) οι συγγραφείς επιτυγχάνουν μία αντιστοίχιση των προεπεξεργασμένων και των υπολογισμένων σεναρίων, με μικρό υπολογιστικό κόστος. Ανάλογα λοιπόν εκτιμάται η συνολική ελαστικότητα για συμμετοχή σε πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης. Ειδικά στα εμπορικά κτήρια τα οποία υπόκεινται σε πιο αυστηρούς κανονισμούς και ειδικά ανάλογα το έτος κατασκευής τους είναι εύκολο να μοντελοποιηθούν ακόμα και αν έχουν διαφορετικές διατάξεις HVAC. Τα προγράμματα αυτά χρίζουν πλήρη ελέγχου δεδομένων όσον αφορά τα θερμοκρασιακά set points καθώς και τα επίπεδα υγρασίας κλπ. Στην συνέχεια αφού υπολογιστεί η ενδεχόμενη δυνατότητα ελαστικότητας, μπορεί να συνδυαστεί με προαναφερθείσες μεθόδους για ποσοτικοποίηση της ανάλογα τα κριτήρια. Τυπικά οι διατάξεις αυτές έρχονται σε κορεσμό της ικανότητάς τους συνήθως σε περιόδους καύσωνα ενώ σε παγετό έχουν περίσσια ισχύος. Αυτό σημαίνει ότι σε ακραίες καταστάσεις καύσωνα η ελαστικότητα μπορεί να μηδενιστεί προκειμένου η θερμοκρασία να διατηρηθεί στο επιθυμητό εύρος ενώ αυτό είναι αρκετά απίθανο να συμβεί το χειμώνα.

<sup>28</sup> Πηγή: Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective



Εικόνα 16 <sup>29</sup>Δυναμικότητα και κορεσμός της δυνατότητας ελαστικότητας

Όπως φαίνεται και στην τελευταία εικόνα (Εικόνα 16), η ελαστικότητα σε σχέση με την εξωτερική θερμοκρασία είναι ένα δυναμικό φαινόμενο και όχι ένα στατικό.

#### 4.3.4.3. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία 2

Πέρα από τις μεθόδους υπολογισμού μίας benchmark κατανάλωσης που έχουν οριστεί (βλ. 3.1.1.), μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία μέθοδος προεξεργασίας δεδομένων όπου απορρίπτονται τα μέγιστα και τα ελάχιστα των καταναλώσεων των προηγούμενων  $Y$  ημερών εάν αυτά είναι μεμονωμένες τιμές. Αυτό πραγματοποίησαν στο [55]. Έτσι μπορεί να προβλεφθεί και ένας αντιπροσωπευτικός μέσος όρος των τελευταίων  $X$  ημερών  $H$  επιλογή των  $Y$  και  $X$  γίνεται με δοκιμές. Προφανώς η δυνατότητα παροχής εφεδρειών ελαστικότητας δεν σημαίνει και πλήρη αξιοποίησή τους. Δηλαδή η διαθεσιμότητα από την μεριά του καταναλωτή πρέπει να εξυπηρετεί και τον διαχειριστή του δικτύου. Αυτό εφαρμόζεται εάν τα δεδομένα δεν έχουν σήματα απόκρισης ζήτησης.

Μοντελοποιήθηκαν δύο νευρωνικά, ένα για τον υπολογισμό της ελαστικότητας πάνω από την βάση και ένα κάτω, καθώς σε ελαστικότητα θερμότητας είναι συχνά και τα δύο φαινόμενα. Ως είσοδο το κάθε ένα έχει τα παρελθοντικά δεδομένα καταναλώσεων, τις βάσεις κατανάλωσης για τις παρελθοντικές αυτές ημέρες (benchmarks), την πρόβλεψη ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και την πρόβλεψη της βάσης, ενώ ως έξοδο υπολογίζουν την ελαστικότητα. Το είδος, η πολυπλοκότητα και η αρχιτεκτονική των νευρωνικών μπορεί επαφίεται στην επιλογή του ερευνητή ή να προσδιοριστεί με κάποια από τις μεθόδους που έχουν αναφερθεί.

Η ελαστικότητα στις παρελθοντικές ημέρες υπολογίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πραγματικής ηλεκτρικής ενέργειας και της προεκβολής της βάσης (baseline) ανά την κάθε χρονική στιγμή. Στην συνέχεια μπορούν να υπολογιστούν και οι αποκλίσεις από τα set points θερμοκρασιών ώστε να γίνει μία ποσοτικοποίηση ενός ενδεχόμενου κόστους ανεσης.[55]

#### 4.3.5. Μοντελοποίηση Ελαστικότητας Μετακύλισης Ηλεκτρικού Φορτίου

##### 4.3.5.1. Περιγραφή Προβλήματος

Στην επιλογή ανελαστικού φορτίου και προσδιορισμού της βάσης (βλ 4.3.1.2. Επίλυση Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία ) και αξιοποίησης δεδομένων απόκρισης ζήτησης μπορεί να εισαχθεί αβεβαιότητα

<sup>29</sup> Πηγή: Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective

εάν δεν προσδιοριστούν, τουλάχιστον εν μέρει, και τα φορτία που μετακυλούνται στοχαστικά (τυχαία) αλλά ενδέχεται να συμπίπτουν με το πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης.

#### 4.3.5.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Προκειμένου η μοντελοποίηση με βάση δεδομένα από απόκριση ζήτησης να είναι ακριβής, πρέπει να γίνει διαχωρισμός μεταξύ της μετακύλισης ή αποκοπής φορτίων που γίνεται στοχαστικά, και αυτής που αποτελεί συνειδητή αντίδραση του καταναλωτή στο αντίστοιχο κίνητρο στο οποίο έχει ενεργοποιηθεί.

Για τον στόχο αυτό, στο [150], επιδιώχθηκε ο διαχωρισμός σε ομοιογενή φορτία τόσο σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά των καταναλωτών (οικιακός κλπ) αλλά και σύμφωνα με τις καταναλώσεις τους (χρονοσειρά). Εάν έχει προηγηθεί μία σωστή συσταδοποίηση σε είδη καταναλωτών, μπορεί να γίνει ένας προσδιορισμός των πρωτοπόρων σε κάθε συστάδα. Ως πρωτοπόροι ορίστηκαν αυτοί που πετυχαίνουν την χαμηλότερη τιμή ανά μονάδα ενέργειας (€/kWh). Η ελαστικότητα που θα μπορεί να επιτυχθεί σε θεωρητικό βαθμό, είναι η απόκλιση που έχουν οι υπόλοιποι καταναλωτές από τον πρωτοπόρο σε κάθε συστάδα. Το μέγεθος αυτό υποδηλώνει τι είναι εφικτό εάν με τα κατάλληλα κίνητρα, σε κάθε συστάδα οι καταναλωτές συμπεριφερθούν σαν τους πρωτοπόρους. Συγκεκριμένα έστω A το φορτίο ενός πρωτοπόρου και B ενός άλλου καταναλωτή όπου παρουσιάζουν ομοιογένεια στις καταναλώσεις τους (μέση ετήσια κατανάλωση, ημερήσια χρονοσειρά κλπ). Οι συγγραφείς ακολούθησαν τα εξής βήματα:

- Κανονικοποίηση των φορτίων A και B σε κάθε μεσοδιάστημα 24 ωρών. Διαίρεση δηλαδή με την μέση ισχύ 24ώρου το κάθε φορτίο αντίστοιχα. Με αυτόν τον τρόπο εξαλείφεται το αντίκτυπο του μεγέθους του φορτίου και καθιστά δυνατή την σύγκρισή τους.
- Αφαίρεση της κανονικοποιημένης χρονοσειράς ισχύος του B από το A. Το θετικό πρόσημο υποδηλώνει κινήσεις του καταναλωτή A με τις οποίες πιθανώς αποθηκεύει ενέργεια, (πχ από προψύξη του χώρου κλπ). Το αρνητικό πρόσημο αντιπροσωπεύει την απελευθέρωση της αποθηκευμένης ενέργειας, (πχ άντληση θερμικών φορτίων), για την ελαχιστοποίηση της ενέργειας που καταναλώνεται κατά τη διάρκεια των διαστημάτων με υψηλότερες τιμές ενέργειας. Η προσέγγιση αυτή αφορά τα μετακυλούμενα φορτία και μπορεί να παρομοιαστεί με τον κύκλο φόρτισης/εκφόρτισης ενός καταναλωτή.
- Υπολογισμός του ολοκληρώματος της κανονικοποιημένης διαφοράς ισχύος. Αυτό το ολοκλήρωμα μπορεί να παρομοιαστεί με την κατάσταση φόρτισης (SOC) ισοδύναμης συσκευής αποθήκευσης ενέργειας.
- Προστίθεται ή αφαιρείται η κατάλληλα σταθερά ώστε να προκληθεί η απαραίτητη κατακόρυφη μετατόπιση στο ολοκλήρωμα αυτό και να διασφαλιστεί ότι το ελάχιστο ισούται με μηδέν σε ένα μόνο σημείο του διαστήματος 24 ωρών.
- Διαχωρισμός του αποτελέσματος της παραπάνω διαδικασίας ανάλογα την ημέρα και την εποχή.
- Πολλαπλασιασμός του παραπάνω αποτελέσματος με τον μέρο όρο (για κάθε ημέρα) ισχύος του φορτίου B.

Το αποτέλεσμα είναι μία προσέγγιση του φορτίου που θα μπορούσε να μετακυλιστεί, και επομένως της ποσοτικοποίησης της ελαστικότητας.

### 8.3.6. Αποσύνθεση Ελαστικής και Ανελαστικής Συνιστώσας Φορτίου

#### 4.3.6.1. Περιγραφή Προβλήματος

Συνήθως, στις μεθόδους που έχουν αναλυθεί μέχρι τώρα, η πρόβλεψη της ελαστικότητας θεωρεί ως δεδομένη μία πρόβλεψη φορτίου που έχει προηγηθεί. Αυτό δεν είναι απόλυτο καθώς ένας διαχωρισμός σε ελαστικά και ανελαστικά φορτία μπορεί να βοηθήσει με την σειρά του στην πρόβλεψη φορτίου. Αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση επι μέρους τεχνικών πρόβλεψης σε κάθε κλάση φορτίου και στην συνέχεια συνδυασμού τους (bottom up ensemble). Όπως η μέθοδος

πρόβλεψης theta line αξιοποιεί διαφορετική τεχνική για πρόβλεψη της τάσης και του επιπέδου μίας χρονοσειράς και διαφορετική για τον κύκλο και την τυχαιότητα, η ίδια φιλοσοφία μπορεί να εφαρμοστεί και στο επίπεδο ελαστικού και ανελαστικού φορτίου[33].

#### 4.3.6.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Στο [31], οι συγγραφείς διατύπωσαν πως η πρόβλεψη του συνολικού φορτίου  $L$  μπορεί να προκύπτει ως:

$$L = l_i + d_i$$

Όπου  $l_i$  το φορτίο βάσης και  $d_i$  το ελαστικό φορτίο την χρονική στιγμή  $i$ .

Η πρόβλεψη του φορτίου βάσης (ή ανελαστικού) μπορεί να πραγματοποιηθεί με τις state of the art μεθόδους νευρωνικών δικτύων (βλ. 3.2.2. ) και στην συνέχεια η συνιστώσα της ελαστικότητας με παραμετροποίηση όπως παρακάτω.

Έστω:

Το αρχικό φορτίο	$d_0(i)$
Ο δείκτης ελαστικότητας τιμής μεταξύ της περιόδου $i$ και $j$	$E_0(i, j)$
Η αρχική τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας την περίοδο $j$	$p_0(j)$
Η τελική τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας την περίοδο $j$	$p(j)$
Η διέγερση του συστήματος απόκρισης ζήτησης την περίοδο $j$	$A(j)$
Η αυτοελαστικότητα της ηλεκτρικής ενέργειας την περίοδο $i$	$E(i)$
Η τελική τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας την περίοδο $i$	$p(i)$
Η αρχική τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας την περίοδο $i$	$p_0(i)$
Η διέγερση του συστήματος απόκρισης ζήτησης την περίοδο $i$	$A(i)$

Τότε το ωριαίο ελαστικό φορτίο ημερησίως μπορεί να προβλεφθεί ως [125]:

$$d(i) = \left\{ d_0(i) + \sum_{j=0}^{23} E_0(i, j) \cdot \frac{d_0(i)}{p_0(j)} \cdot [p(j) - p_0(j) + A(j)] \right\} \cdot \left\{ 1 + \frac{E(i) \cdot [p(i) - p_0(i) + A(i)]}{p_0(i)} \right\}$$

#### 4.3.7. Προσδιορισμός της Ελαστικότητας ανά Τύπο Καταναλωτή

##### 4.3.7.1. Περιγραφή Προβλήματος

Σε μέρος της βιβλιογραφίας γίνεται προσπάθεια κατηγοριοποίησης καταναλωτών σύμφωνα με τα στοιχεία τους (μέγεθος σπιτιού, χρονολογία, κάτοικοι, επίπεδο εισοδήματος κλπ) και στην συνέχεια προσδιορισμού συσχέτισης των χαρακτηριστικών αυτών με τα προγράμματα απόκρισης ζήτησης που ανταποκρίνονται. Μπορεί λοιπόν να δημιουργηθεί δυνητικά μία βιβλιοθήκη από τέτοιες πληροφορίες ώστε να χρησιμοποιείται τόσο από καταναλωτές αλλά και από παρόχους για την βέλτιστη εκάστοτε επιλογή προγράμματος τιμολόγησης. Η σωστή επιλογή προγράμματος καθιστά πιο προβλέψιμη και την αποτελεσματικότητα της ελαστικότητας.

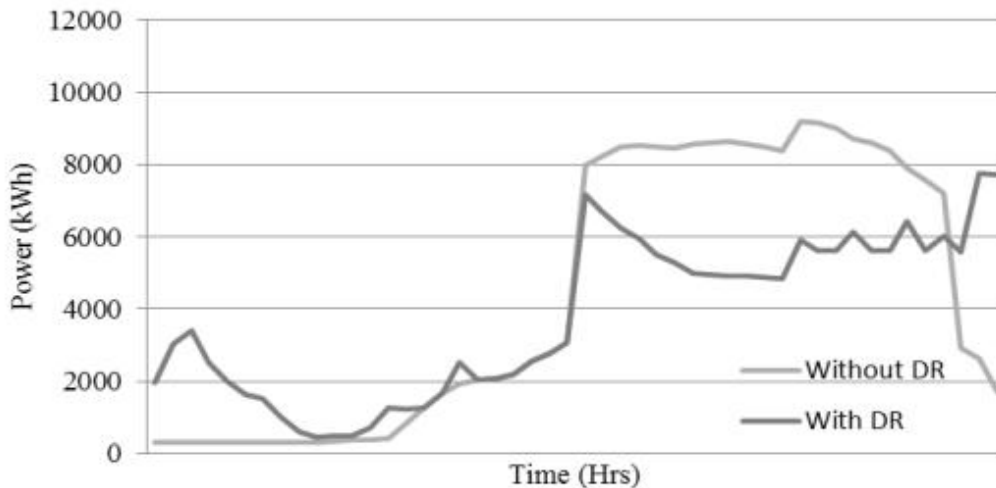
#### 4.3.7.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Στο [74] ακολουθούν τον εξής διαχωρισμό οικιακών καταναλωτών και των αντίστοιχων προγραμμάτων τους:

- Η ομάδα των νοικοκυριών που αποτελείται από μεγάλες ομάδες ανθρώπων, που κατοικούν μόνο σε αστικές ή προαστιακές περιοχές. Η πλειονότητα αυτής της ομάδας κατοικεί σε χαμηλής ενεργειακής κλάσεις κατοικίες. Η ομάδα αντιπροσωπεύει την μεσαία τάξη αστικών περιοχών με οικογένειες. Οι οικογένειες αυτές αντιδρούν καλύτερα σε ΤΟΥ τιμολόγηση καθώς δεν παρατηρείται μετατόπιση φορτίου αλλά απλή μείωση
- Η ομάδα που αντιπροσωπεύει νοικοκυριά που ζουν σε αστικές περιοχές, σε σειρά ή ημιμονοκατοικίες. Η ομάδα αντιπροσωπεύει την κατώτερη τάξη αστικών κέντρων. Το ίδιο με την προηγούμενη ομάδα, αντιδρούν καλύτερα σε ΤΟΥ (time of use) τιμολόγηση
- Η ομάδα περιλαμβάνει κυρίως νοικοκυριά τριών ατόμων, τα οποία ζουν κυρίως σε μονοκατοικίες, στην πόλη ή σε αγροτικές περιοχές. Αποτελείται συνήθως από νέους που χτίζουν οικογένειες και καριέρες . Η ομάδα αυτή δείχνει ακραίες συμπεριφορικές αποκλίσεις στη σχετική τους χρήση ηλεκτρικής ενέργειας. Συγκρίνοντάς το με τη σχετική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας της ομάδας ελέγχου, γίνεται προφανές ότι η ομάδα ανταλλάσσει μέρος της ημερήσιας κατανάλωσης ενέργειας στις πρώτες μεσημβρινές ώρες και εξοικονομεί υψηλά ποσά κατά τις απογευματινές ώρες, όταν οι τιμές του ηλεκτρικού ρεύματος αρχίζουν να ανεβαίνουν ξανά. Είναι η ιδανική ομάδα για χρήση RTP (real time pricing).
- Η ομάδα χαρακτηρίζεται από μια σύνθεση μικρής ομάδας 2 ατόμων κατά μέσο όρο. Αντιπροσωπεύονται σε όλες τις κατηγορίες κτιρίου τύπου και εδάφους, αλλά με σχετικά μεγάλο μέγεθος κτιρίου. Θεωρήθηκε ότι αυτή η ομάδα αποτελείται κυρίως από ηλικιωμένους. Και αυτή η ομάδα παρουσιάζει ευνοϊκό σχετικό προφίλ φορτίου για RTP τιμολόγηση.

Σύμφωνα με τους συγγραφείς στο μέλλον, με την δημιουργία της βιβλιοθήκης αυτής, τα δεδομένα από έξυπνους μετρητές και επομένως το προφίλ καταναλωτή θα συσχετίζονται με τα προφίλ αναφοράς. Αυτό, από την μία θα διευκολύνει την επιλογή του κατάλληλου προγράμματος ακόμα και αν δεν υπάρχουν στοιχεία για τον τύπο του καταναλωτή καθώς ένας αλγόριθμος αναγνώρισης προτύπων θα μπορεί να κατατάξει τον καταναλωτή στην κατάλληλη ομάδα τιμολόγησης. Από την άλλη εγείρει θέματα κώδικα δεοντολογίας, καθώς θα είναι δυνατή η αναγνώριση δημογραφικών, και όχι μόνο, χαρακτηριστικών, από το προφίλ αυτό και μόνο.

Στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 17) φαίνεται τι μπορεί να προκαλέσει η σωστή επιλογή δεκτών για το πρόγραμμα απόκρισης ζήτησης



Εικόνα 17<sup>30</sup> Εφαρμογή προγράμματος απόκρισης ζήτησης

### 4.3.8. Εύρεση Σημείου Ισοροπίας Ελαστικότητας

#### 4.3.8.1. Περιγραφή Προβλήματος

Ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι προσπάθειες να εφαρμοστούν τεχνικές θεωρίας παιγνίων ώστε να προσεγγιστεί η ισορροπία του Ναs. Το σημείο δηλαδή όπου κανέναν από τους συμμετέχοντες δεν τον συμφέρει να μεταβάλλει την στρατηγική του καθώς οι στόχοι όλων εκπληρώνονται με τον βέλτιστο συλλογικά τρόπο. Το σημείο αυτό μπορεί να θεωρηθεί ότι μεγιστοποιεί τις συνολικές απολαβές για όλους τους συμμετέχοντες. Ο κοινός στόχος μπορεί να ποικίλει και να είναι μείωση των εκπομπών CO<sub>2</sub>, μείωση της αιχμής ζήτησης φορτίου, αύξηση διείσδυσης ΑΠΕ κλπ. Έτσι λοιπόν οι στρατηγικές του διαχειριστή (που θέλει να μειωθεί η αιχμή), η στρατηγική του παρόχου (που θέλει να μεγιστοποιήσει το κέρδος του) και η στρατηγική του καταναλωτή (που θέλει να καλύψει τις ανάγκες του με το ελάχιστο δυνατό κόστος) μπορούν να οδηγήσουν στην ισορροπία αυτή.

#### 4.3.8.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Για την επίτευξη του παραπάνω, στο [151] θεωρήθηκε δυναμική τιμολόγηση του ρεύματος πραγματικού χρόνου για κάθε μικρή χρονική περίοδο.

$$F(\rho, L) = \begin{cases} \rho_{min} & L \leq L_{min} \\ \sigma r \frac{A+L}{A} & L_{min} \leq L \leq L_{max} \\ \rho_{max} & L \geq L_{max} \end{cases}$$

με  $\rho$  η τιμή από τον πάροχο και  $\sigma$  η πολιτική τιμολόγησης

Σαν αντικειμενική συνάρτηση θεωρήθηκε η τήρηση του ισοζυγίου ισχύος. Με δεδομένη την πρόβλεψη ζήτησης λοιπόν το παραπάνω μοντελοποιείται ως εξής: βω Έστω  $N$  "παίκτες" ( $N+1$  με τον παροχο)

Για κάθε παίκτη στόχος είναι η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης

$$\sum_{k=1}^m t_i^k$$

Όπου  $t_i^k$  η κατανάλωση του  $i$  παίκτη την περίοδο  $k$ .

<sup>30</sup> Πηγή A bayesian game-theoretic demand response model for the

Ανάλογα με την γλώσσα που επιθυμεί ο ερευνητής να ολοκληρώσει το παραπάνω μοντέλο (*r*, *rythm*) αντιμετωπίζει και τις ανάλογες διευκολύνσεις ή δυσκολίες.

Έτσι λοιπόν μετά από την επίλυση του παραπάνω μοντέλου μπορεί να προκύψει η ελαστικότητα που μπορεί να προκληθεί. Δεν επιτυγχάνεται η σταθερή κατανάλωση καθώς υπάρχουν όρια στις τιμολογήσεις (πάνω από το κόστος παραγωγής, κάτω από όρια για μη χειραγώγηση της αγοράς). Παράλληλα όσο αυξάνονται τα βήματα υπολογισμού μπορούν να προκύψουν καλύτερες τιμές[157].

### 4.3.8. Ελαστικότητα και Αποθήκευση Ηλεκτρικής Ενέργειας

#### 4.3.8.1. Περιγραφή Προβλήματος

Με την διαρκή αύξηση του στόλου εξηλεκτρισμένων οχημάτων παγκοσμίως, και τη ευρεία χρήση των μπαταριών τους, δημιουργούνται νέες προκλήσεις αλλά και ευκαιρίες τόσο στην πρόβλεψη του φορτίου αλλά και στην ευστάθεια του δικτύου. Ο προγραμματισμός και η φόρτιση των οχημάτων αυτών αυστηρά με ανανεώσιμες πηγές ενέργειας μπορεί να οδηγήσει τουλάχιστον σε 80% μείωση του ενεργειακού τους αποτυπώματος στον κύκλο ζωής τους σε σχέση με τα σημερινά συμβατικά οχήματα. [158]

#### 4.3.8.2. Επίλυση Προβλήματος Σύμφωνα με την Βιβλιογραφία

Το παραπάνω μπορεί να επιτευχθεί με την χρήση ενός παρόχου που θα έχει ως στόχο την κάλυψη των απαιτούμενων αναγκών σε φορτίσεις εκμεταλλεόμενος το μέγιστο δυνατό ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Σε τέτοιου είδους προβλήματα η επίλυση είναι αρκετά πιο εύκολη από την μοντελοποίηση. Έχει προταθεί [159] η συσταδοποίηση των οχημάτων ανάλογα με τα πρότυπα συμπεριφοράς και οδήγησής τους. Με σεβασμό στα προσωπικά δεδομένα του καθενός, μπορεί να γίνει διαχωρισμός όσον αφορά τις μέσες τιμές χιλιομέτρων κάθε διαδρομής, λεπτών ανάμεσα στις διαδρομές κλπ. Ενδιαφέρον παρουσιάζει ότι οι παραπάνω κατηγορίες παρουσιάζουν μεγάλη συσχέτιση και με δημογραφικά χαρακτηριστικά του οδηγού ( πχ συνταξιούχοι κλπ). Παράλληλα αναλύοντας τέτοια δεδομένα μπορούν να προκύψουν συστηματικές διαφορές των προτύπων ανάλογα την ημέρα της εβδομάδας (εργασίμη ή όχι). Αφού λοιπόν κατηγοριοποιηθούν ορθά τα δεδομένα ανάλογα την προεπεξεργασία που έχουν υποστεί, μπορεί να γίνει η εξής μοντελοποίηση: Έστω οι εξής μεταβλητές και παράμετροι

Ενέργεια που απαιτεί το EV <i>n</i> την χρονική στιγμή <i>t</i> (kWh)	$d_{t,v}$
Διαθεσιμότητα φόρτισης του EV <i>n</i> την χρονική στιγμή <i>t</i>	$z_{t,v}$
Διαθέσιμη παραγωγή από ΑΠΕ την χρονική στιγμή <i>t</i> (kWh)	$g_t^R$
Συντελεστής φόρτισης	$\eta^C$
Χωρητικότητα συσσωρευτή (kWh)	$C$
Μέγιστο φορτίο ανά θέση φόρτισης (kWh)	$\bar{\varphi}$
Ελάχιστος χρόνος ενεργοποίησης συμβατικής γεννήτριας	$k$
Μέγιστη παραγωγή συμβατικής γεννήτριας ανά χρονική στιγμή (kWh)	$\overline{g^C}$
Ελάχιστη παραγωγή συμβατικής γεννήτριας ανά χρονική στιγμή (kWh)	$\underline{g^C}$
Επίπεδο πληρότητας μπαταρίας το EV <i>n</i> την χρονική στιγμή <i>t</i> (kWh)	$SOC_{t,v}$
Επίπεδο φορτίου ανά θέση φόρτισης <i>t</i> (kWh)	$\varphi_{t,v}$
Παραγωγή συμβατικής γεννήτριας την χρονική στιγμή <i>t</i> (kWh)	$g_t^C$
Λειτουργική κατάσταση της συμβατικής γεννήτριας την χρονική στιγμή <i>t</i>	$isOn_t$

Τότε μπορεί να ακολουθήσει η εξής μοντελοποίηση με αντικειμενική συνάρτηση την:

$$\min \sum_{t \in [1 \dots T]} g_{t,C}$$

Με τους εξής περιορισμούς:

Η παραγωγή πρέπει να καλύψει την ζήτηση

$$g_t^R + g_t^C - \sum_{v \in V} \frac{\varphi_{t,v}}{\eta^C} \geq 0$$

Το επίπεδο φόρτισης κάθε οχήματος πρέπει να χαρακτηρίζεται από συνέχεια στα επίπεδα μεταβάσεώς του

$$SOC_{t,v} = SOC_{t-1,v} + \varphi_{t,v} - d_{t,v}$$

Δεν μπορεί να υπάρξει φόρτιση αν δεν υπάρχει διαθέσιμη θέση

$$\varphi_{t,v} \leq z_{t,v} \cdot \bar{\varphi}$$

Η παραγωγή της συμβατικής γεννήτριας πρέπει να είναι υπό τους κατασκευαστικούς της περιορισμούς

$$\underline{g}^C \cdot isOn_t \leq g_t^C \leq \overline{g}^C \cdot isOn_t$$

Η παραπάνω αντικειμενική συνάρτηση μπορεί να λυθεί με πλήθος μεθόδων σε διαφορετικές πλατφόρμες (δυναμικά, επαναληπτικά).

#### 4.4. Σχόλια

- Ο βαθμός στον οποίο μπορεί να μετατοπιστεί μια προβλεπόμενη ζήτηση, περιορίζεται τόσο ποσοτικά, αλλά και χρονικά. Ένα πλυντήριο μπορεί να μετακυλιστεί κάποιες ώρες, ίσως και μέρα, αλλά πάντα θα πρέπει να υπάρχουν περιορισμοί εξυπηρέτησης φορτίων
- Οι συσσωρευτές που χρησιμοποιούνται δευτερευόντως σαν δυνατότητα εφεδρείας και ελαστικότητας (πχ ηλεκτρικά αυτοκίνητα) αποτελούν ένα πλαίσιο με ιδιαίτερους περιορισμούς, τόσο τεχνικούς (χωρητικότητες, ρυθμός φόρτισης-εκφόρτισης, μέγιστα ελάχιστα) αλλά και κοινωνικοπρακτικούς (δυνατότητα διακοπής της προγραμματισμένης φόρτισης λόγω έκτακτης ανάγκης και ύπαρξη αυτονομίας), οι οποίοι θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψιν.
- Με το ισχύον νομικό πλαίσιο στην Ελλάδα (ή την απουσία του), δεν κρίνεται αποδοτική η αποθήκευση από μεριάς παραγωγού. Παρ' όλα αυτά, με την εξέλιξη της τεχνολογίας και τον προσανατολισμό της αγοράς, είναι ένας τομέας που θα αλλάξει απότομα τα επόμενα χρόνια.[160]
- Δεν υπάρχει διακριτά μία βέλτιστη μέθοδος υλοποίησης προβλημάτων ελαστικότητας. Πολλές μέθοδοι αποτελούν αναλυτική επίλυση εξισώσεων αφού αυτές έχουν καταστρωθεί με σεβασμό στους εκάστοτε περιορισμούς και οριακές συνθήκες.
- Εγείρονται ανησυχίες για την παρεμβατικότητα των τρόπων ανίχνευσης φορτίου καθώς και για τις δυνατότητες που αυτό προσφέρει. Ένας αλγόριθμος αναγνώρισης προτύπων θα μπορεί να αναγνωρίσει δημογραφικά, και όχι μόνο, χαρακτηριστικά, από το προφίλ κατανάλωσης και μόνο.
- Η ελαστικότητα πρέπει να υπολογιστεί αθροιστικά με τις άλλες πηγές ενέργειας για καλύτερα αποτελέσματα (πχ αύξηση τιμής φυσικού αερίου)
- Ο καιρός και τα στοιχεία του επηρεάζουν πολύ την κατανάλωση φορτίου, επομένως βάση θα πρέπει να δωθεί στην καλύτερη πρόβλεψή του



## Παράρτημα (Frameworks)

Βιβλιοθήκες της Python που μπορούν να φανούν χρήσιμες σε έναν ερευνητή:

- Pandas (διαχείριση δεδομένων και πινάκων)
- Statsmodels (στατιστική ανάλυση δεδομένων)
- Darts (πρόβλεψη χρονοσειρών)
- Scikit-learn, TensorFlow, Keras, PyTorch, Chainer (μοντέλα μηχανικής μάθησης)
- AutoGluon (εφαρμογή σε εικόνες και πίνακες)

## Βιβλιογραφία

- [1] “Announcing Connected Papers — a visual tool for researchers to find and explore academic papers | by Eddie Smolyansky | Connected Papers | Medium.” <https://medium.com/connectedpapers/announcing-connected-papers-a-visual-tool-for-researchers-to-find-and-explore-academic-papers-89146a54c7d4> (accessed Feb. 23, 2022).
- [2] “Electric energy systems theory: an introduction (Book) | OSTI.GOV.” <https://www.osti.gov/biblio/5599996> (accessed Feb. 23, 2022).
- [3] W. Shin, V. Oles, A. M. Karimi, J. A. Ellis, and F. Wang, “Revealing power, energy and thermal dynamics of a 200pf pre-exascale supercomputer,” *Int. Conf. High Perform. Comput. Networking, Storage Anal. SC*, Nov. 2021, doi: 10.1145/3458817.3476188.
- [4] H. Lund, “Renewable energy strategies for sustainable development,” *Energy*, vol. 32, no. 6, pp. 912–919, Jun. 2007, doi: 10.1016/J.ENERGY.2006.10.017.
- [5] Π. Πασχαλίνα, “Συγκριτική μελέτη των διαφορετικών μεθόδων και τεχνολογιών για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας.”
- [6] “Θερμική ανάλυση ατμοηλεκτρικού σταθμού καύσιμου λιγνίτη - @naktisis.” <https://anaktisis.uowm.gr/8759/> (accessed Feb. 23, 2022).
- [7] “Μικροί αεριοστρόβιλοι για συμπαραγωγή. Επισκευή στροβίλου ισχύος και μετρήσεις σε εργαστηριακό αεριοστρόβιλο.” <http://oceanis.lib.ruas.gr/xmlui/handle/123456789/4731> (accessed Feb. 23, 2022).
- [8] D. G. Pomfret, R. S. Nash, and P. B. Woollam, “The Potential Benefits and Drawbacks of Deferring the Decommissioning and Dismantling of Nuclear Facilities.”
- [9] M. Hildmann, A. Ulbig, and G. Andersson, “Electricity grid in-feed from renewable sources: A risk for pumped-storage hydro plants?,” *2011 8th Int. Conf. Eur. Energy Mark. EEM 11*, pp. 185–190, 2011, doi: 10.1109/EEM.2011.5953005.
- [10] C. B. Field, J. E. Campbell, and D. B. Lobell, “Biomass energy: the scale of the potential resource,” *Trends Ecol. Evol.*, vol. 23, no. 2, pp. 65–72, Feb. 2008, doi: 10.1016/J.TREE.2007.12.001.
- [11] C.-D. Dumitru, A. Gligor, and C. Enachescu, “Solar Photovoltaic Energy Production Forecast Using Neural Networks,” *Procedia Technol.*, vol. 22, pp. 808–815, Jan. 2016, doi: 10.1016/J.PROTCY.2016.01.053.
- [12] M. Lange and U. Focken, “New developments in wind energy forecasting,” *IEEE Power Energy Soc. 2008 Gen. Meet. Convers. Deliv. Electr. Energy 21st Century, PES*, 2008, doi: 10.1109/PES.2008.4596135.
- [13] Κ. Βουρνάς and Γ. Κονταξής, “Εισαγωγή στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας.”
- [14] J. Grainger, W. Stevenson, and G. Chang, *Power System Analysis*. 2017.
- [15] Κ. Βουρνάς, Β. Παπαδιάς, and Κ. Ντελκής, *Παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας*. 2011.
- [16] M. Nedd, W. Bukhsh, C. MacIver, and K. Bell, “Metrics for determining the frequency stability limits of a power system: A GB case study,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 190, p. 106553, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.EPSR.2020.106553.
- [17] H. Vu, P. Pruvot, C. Launay, and Y. Haemand, “An improved voltage control on large-scale power system,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 11, no. 3, pp. 1295–1303, 1996, doi: 10.1109/59.535670.
- [18] Α. Καρακούσης, “Μετάβαση στο Ευφυές Ηλεκτρικό Δίκτυο και Ανάπτυξη του Ευφυούς Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας.”
- [19] P. Georgilakis and Π. Γεωργιλιάκης, *Σύγχρονα Συστήματα Μεταφοράς Και Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας*. 2016.
- [20] L. Hernandez *et al.*, “A survey on electric power demand forecasting: Future trends in smart grids, microgrids and smart buildings,” *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, vol. 16, no. 3, pp. 1460–1495, 2014, doi: 10.1109/SURV.2014.032014.00094.
- [21] “Περιγραφή | ΑΔΜΗΕ.” <https://www.admie.gr/agora/genika/perigrafia> (accessed Dec. 05, 2021).
- [22] C. Zhang, J. Wu, C. Long, and M. Cheng, “Review of Existing Peer-to-Peer Energy Trading Projects,” *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 2563–2568, May 2017, doi: 10.1016/J.EGYPRO.2017.03.737.
- [23] J. E. Tilton, D. Humphreys, and M. Radetzki, “Investor demand and spot commodity prices,” *Resour. Policy*, vol. 36, no. 3, pp. 187–195, Sep. 2011, doi: 10.1016/J.RESOURPOL.2011.01.006.

- [24] “Basics of the Power Market | EPEX SPOT.”  
<https://www.epexspot.com/en/basicspowermarket#day-ahead-and-intraday-the-backbone-of-the-european-spot-market> (accessed Dec. 05, 2021).
- [25] Antonopoulos *et al.*, “Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review | Elsevier Enhanced Reader,” [Online]. Available: <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S136403212030191X?token=EFFEBB8B324C720DE4340FC13C1C37287C4678C1621CD773CA8F1D6CCF09CF6049324735E9F373485912D6D9FFE99BC6&originRegion=eu-west-1&originCreation=20211205165446>.
- [26] S. Y. Hadush and L. Meeus, “DSO-TSO cooperation issues and solutions for distribution grid congestion management,” *Energy Policy*, vol. 120, pp. 610–621, Sep. 2018, doi: 10.1016/J.ENPOL.2018.05.065.
- [27] F. Testa, P. Grappio, N. M. Gusmerotti, F. Iraldo, and M. Frey, “Examining green public procurement using content analysis: existing difficulties for procurers and useful recommendations,” *Environ. Dev. Sustain.*, vol. 18, no. 1, pp. 197–219, Feb. 2016, doi: 10.1007/S10668-015-9634-1/TABLES/7.
- [28] R. Yin *et al.*, “Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes,” *Appl. Energy*, vol. 177, pp. 149–164, Sep. 2016, doi: 10.1016/J.APENERGY.2016.05.090.
- [29] D. Zhou, M. Balandat, and C. Tomlin, “Residential demand response targeting using machine learning with observational data,” *2016 IEEE 55th Conf. Decis. Control. CDC 2016*, pp. 6663–6668, Dec. 2016, doi: 10.1109/CDC.2016.7799295.
- [30] C. From and T. H. E. Commission, “Delivering the internal electricity market and making the most of public intervention,” *Commun. From Eur. Comm.*, no. C(2013) 7243 final, p. 19, 2013.
- [31] H. Tang, S. Wang, and H. Li, “Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective,” *Energy*, vol. 219. 2021, doi: 10.1016/j.energy.2020.119598.
- [32] R. Yin *et al.*, “Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes,” *Appl. Energy*, vol. 177, pp. 149–164, Sep. 2016, doi: 10.1016/J.APENERGY.2016.05.090.
- [33] Πετρόπουλος and Ασημακόπουλος, *Επιχειρησιακές Προβλέψεις*. .
- [34] P. E. Dennison, K. Q. Halligan, and D. A. Roberts, “A comparison of error metrics and constraints for multiple endmember spectral mixture analysis and spectral angle mapper,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 93, no. 3, pp. 359–367, Nov. 2004, doi: 10.1016/J.RSE.2004.07.013.
- [35] “Comparison of Some Statistical Methods of Probabilistic Forecasting of ENSO - Αναζήτηση Google.”  
<https://www.google.com/search?q=Comparison+of+Some+Statistical+Methods+of+Probabilistic+Forecasting+of+ENSO&oq=Comparison+of+Some+Statistical+Methods+of+Probabilistic+Forecasting+of+ENSO&aqs=chrome..69i57.2774j0j7&sourceid=chrome&ie=UTF-8> (accessed Feb. 23, 2022).
- [36] S. I. Vagropoulos, G. I. Chouliaras, E. G. Kardakos, C. K. Simoglou, and A. G. Bakirtzis, “Comparison of SARIMAX, SARIMA, modified SARIMA and ANN-based models for short-term PV generation forecasting,” *2016 IEEE Int. Energy Conf. ENERGYCON 2016*, Jul. 2016, doi: 10.1109/ENERGYCON.2016.7514029.
- [37] Χ. Μάρκος, “ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΜΕ ΜΟΝΤΕΛΑ ARIMA ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ.”
- [38] M. Q. Raza and A. Khosravi, “A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 50, pp. 1352–1372, Oct. 2015, doi: 10.1016/J.RSER.2015.04.065.
- [39] “(PDF) Artificial Neural Networks - Theory and Applications.”  
[https://www.researchgate.net/publication/323425401\\_Artificial\\_Neural\\_Networks\\_-\\_Theory\\_and\\_Applications](https://www.researchgate.net/publication/323425401_Artificial_Neural_Networks_-_Theory_and_Applications) (accessed Feb. 08, 2022).
- [40] J. Nievergelt, “R69-13 Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry,” *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-18, no. 6, p. 572, 1969, doi: 10.1109/T-C.1969.222718.
- [41] K. L. Ho, Y. Y. Hsu, and C. C. Yang, “Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 141–149, 1992, doi: 10.1109/59.141697.

- [42] Z. Bashir and M. E. El-Hawary, "Short term load forecasting by using wavelet neural networks," *Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, vol. 1, pp. 163–166, 2000, doi: 10.1109/CCECE.2000.849691.
- [43] A. Mellit and S. A. Kalogirou, "Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: A review," *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 34, no. 5, pp. 574–632, Oct. 2008, doi: 10.1016/J.PECS.2008.01.001.
- [44] G. Zhang, B. Eddy Patuwo, and M. Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art," *Int. J. Forecast.*, vol. 14, no. 1, pp. 35–62, Mar. 1998, doi: 10.1016/S0169-2070(97)00044-7.
- [45] M. B. Tasre, P. P. Bedekar, and V. N. Ghate, "Daily peak load forecasting using ANN," *undefined*, 2011, doi: 10.1109/NUICONE.2011.6153291.
- [46] I. Ahmad, A. B. Abdullah, and A. S. Alghamdi, "Application of artificial neural network in detection of probing attacks," *2009 IEEE Symp. Ind. Electron. Appl. ISIEA 2009 - Proc.*, vol. 2, pp. 557–562, Dec. 2009, doi: 10.1109/ISIEA.2009.5356382.
- [47] H. A. Malki, N. B. Karayiannis, and M. Balasubramanian, "Short-term electric power load forecasting using feedforward neural networks," *Expert Syst.*, vol. 21, no. 3, pp. 157–167, Jul. 2004, doi: 10.1111/J.1468-0394.2004.00272.X.
- [48] H. Hahn, S. Meyer-Nieberg, and S. Pickl, "Electric load forecasting methods: Tools for decision making," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 199, no. 3, pp. 902–907, Dec. 2009, doi: 10.1016/J.EJOR.2009.01.062.
- [49] "Load and Demand Side Flexibility Forecasting - Archive ouverte HAL." <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03520220/> (accessed Feb. 23, 2022).
- [50] A. H. Moon, U. Iqbal, and G. Mohiuddin Bhat, "Data Preprocessing and Cleansing in Web Log on Ontology for Enhanced Decision Making," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 10, Mar. 2016, doi: 10.17485/ijst/2016/v9i10/88899.
- [51] "Guide To Data Cleaning: Definition, Benefits, Components, And How To Clean Your Data," *Tableau*, Accessed: Dec. 05, 2021. [Online]. Available: <https://www.tableau.com/learn/articles/what-is-data-cleaning>.
- [52] D. and W. H. and L. H. Dou, *Semantic Data Mining: A Survey of Ontology-based Approaches*. University of Oregon.
- [53] Y. Chakhchoukh, P. Panciatici, and L. Mili, "Electric load forecasting based on statistical robust methods," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 3, pp. 982–991, Aug. 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2080325.
- [54] R. H. Jones, "Maximum likelihood fitting of arma models to time series with missing observations," *Technometrics*, vol. 22, no. 3, pp. 389–395, 1980, doi: 10.1080/00401706.1980.10486171.
- [55] A. V. Vesa *et al.*, "Energy Flexibility Prediction for Data Center Engagement in Demand Response Programs," *Sustain. 2020, Vol. 12, Page 1417*, vol. 12, no. 4, p. 1417, Feb. 2020, doi: 10.3390/SU12041417.
- [56] K. Γεωργούλη, Σ. Κάτσικας, and E. Μ. Πολυτεχνείο, "Τεχνητή νοημοσύνη," Feb. 2016, Accessed: Dec. 07, 2021. [Online]. Available: <https://repository.kallipos.gr/handle/11419/3381>.
- [57] I. Dent, T. Craig, U. Aickelin, and T. Rodden, "An Approach for Assessing Clustering of Households by Electricity Usage," *SSRN Electron. J.*, Jun. 2017, doi: 10.2139/SSRN.2828465.
- [58] G. J. Tsekouras, I. K. Hatzilau, and J. M. Prousalidis, "A new pattern recognition methodology for classification of load profiles for ships electric consumers," *J. Mar. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 45–58, 2009, doi: 10.1080/20464177.2009.11020222.
- [59] S. Ramos and Z. Vale, "Data mining techniques to support the classification of MV electricity customers," *IEEE Power Energy Soc. 2008 Gen. Meet. Convers. Deliv. Electr. Energy 21st Century, PES*, 2008, doi: 10.1109/PES.2008.4596669.
- [60] C. Flath, D. Nicolay, T. Conte, C. Van Dinther, and L. Filipova-Neumann, "Cluster Analysis of Smart Metering Data," *Bus. Inf. Syst. Eng. 2012 41*, vol. 4, no. 1, pp. 31–39, Jan. 2012, doi: 10.1007/S12599-011-0201-5.
- [61] Aickelin, Rodden, and Dent, "(PDF) Finding the creatures of habit; Clustering households based on their flexibility in using electricity," Accessed: Dec. 07, 2021. [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/258404825\\_Finding\\_the\\_creatures\\_of\\_habit\\_Clustering\\_households\\_based\\_on\\_their\\_flexibility\\_in\\_using\\_electricity](https://www.researchgate.net/publication/258404825_Finding_the_creatures_of_habit_Clustering_households_based_on_their_flexibility_in_using_electricity).
- [62] T. Räsänen and M. Kolehmainen, "Feature-based clustering for electricity use time series data,"

- Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 5495 LNCS, pp. 401–412, 2009, doi: 10.1007/978-3-642-04921-7\_41.
- [63] X. ΛΟΥΚΑ, “Τεχνικές Ομαδοποίησης Καταναλωτών & Εξαγωγή Καμπυλών Φορτίου.”
- [64] C. Chelmis, J. Kolte, and V. K. Prasanna, “Big data analytics for demand response: Clustering over space and time,” *Proc. - 2015 IEEE Int. Conf. Big Data, IEEE Big Data 2015*, pp. 2223–2232, 2015, doi: 10.1109/BigData.2015.7364011.
- [65] J. L. Viegas, S. M. Vieira, and J. M. C. Sousa, “Fuzzy clustering and prediction of electricity demand based on household characteristics,” *Proc. 2015 Conf. Int. Fuzzy Syst. Assoc. Eur. Soc. Fuzzy Log. Technol.*, vol. 89, pp. 1040–1046, Jun. 2015, doi: 10.2991/IFSA-EUSFLAT-15.2015.147.
- [66] X. Yu *et al.*, “Support Vector Machine based on clustering algorithm for interruptible load forecasting,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 533, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1757-899X/533/1/012018.
- [67] J. D. Rhodes, W. J. Cole, C. R. Upshaw, T. F. Edgar, and M. E. Webber, “Clustering analysis of residential electricity demand profiles,” *Appl. Energy*, vol. 135, pp. 461–471, 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.08.111.
- [68] A. Kobren, N. Monath, A. Krishnamurthy, and A. Mccallum, “A Hierarchical Algorithm for Extreme Clustering,” *Proc. 23rd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, 2017, doi: 10.1145/3097983.
- [69] K. Sasirekha and P. Baby, “Agglomerative Hierarchical Clustering Algorithm-A Review,” *Int. J. Sci. Res. Publ.*, vol. 3, no. 3, 2013, Accessed: Feb. 25, 2022. [Online]. Available: www.ijsrp.org.
- [70] I. S. Dhillon, S. Mallela, and R. Kumar, “A Divisive Information-Theoretic Feature Clustering Algorithm for Text Classification,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1265–1287, 2003, Accessed: Feb. 25, 2022. [Online]. Available: www.dmoz.org.
- [71] R. F. Eagle, R. G. Romanczyk, and M. F. Lenzenweger, “Classification of children with autism spectrum disorders: A finite mixture modeling approach to heterogeneity,” *Res. Autism Spectr. Disord.*, vol. 4, no. 4, pp. 772–781, Oct. 2010, doi: 10.1016/J.RASD.2010.02.001.
- [72] J. Metzendorf, “Development and implementation of a spatial clustering approach using a transmission grid energy system model,” no. September, 2016.
- [73] C. Alzate, M. Espinoza, B. De Moor, and J. A. K. Suykens, “Identifying customer profiles in power load time series using spectral clustering,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 5769 LNCS, no. PART 2, pp. 315–324, 2009, doi: 10.1007/978-3-642-04277-5\_32.
- [74] D. Koolen, N. Sadat-Razavi, and W. Ketter, “Machine Learning for Identifying Demand Patterns of Home Energy Management Systems with Dynamic Electricity Pricing,” *Appl. Sci. 2017, Vol. 7, Page 1160*, vol. 7, no. 11, p. 1160, Nov. 2017, doi: 10.3390/APP7111160.
- [75] F. McLoughlin, A. Duffy, and M. Conlon, “Analysing domestic electricity smart metering data using self organising maps,” pp. 319–319, Sep. 2012, doi: 10.1049/CP.2012.0865.
- [76] M. Domínguez, J. J. Fuertes, I. Díaz, A. A. Cuadrado, S. Alonso, and A. Morán, “Analysis of electric power consumption using Self-Organizing Maps,” *IFAC Proc. Vol.*, vol. 44, no. 1, pp. 12213–12218, Jan. 2011, doi: 10.3182/20110828-6-IT-1002.02092.
- [77] Y. Chakhchoukh, P. Panciatici, and L. Mili, “Electric load forecasting based on statistical robust methods,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 3, pp. 982–991, Aug. 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2080325.
- [78] B. Neupane, *Aalborg Universitet Predictive Data Analytics for Energy Demand Flexibility Neupane*, Bijay Publication date : 2017.
- [79] “CIRCUIT CELLAR ®,” Accessed: Feb. 23, 2022. [Online]. Available: www.circuitcellar.com.
- [80] E. Paparoditis and T. Sapatinas, “Short-term load forecasting: The similar shape functional time-series predictor,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 3818–3825, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2272326.
- [81] J. Deng and P. Jirutitijaroen, “Short-term load forecasting using time series analysis: A case study for Singapore,” *2010 IEEE Conf. Cybern. Intell. Syst. CIS 2010*, pp. 231–236, 2010, doi: 10.1109/ICCIS.2010.5518553.
- [82] N. Amjady, “Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 4, pp. 798–805, Nov. 2001, doi: 10.1109/59.962429.
- [83] M. Espinoza, C. Joye, R. Belmans, and B. De Moor, “Short-term load forecasting, profile

- identification, and customer segmentation: A methodology based on periodic time series," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 1622–1630, Aug. 2005, doi: 10.1109/TPWRS.2005.852123.
- [84] F. J. Marín and F. Sandoval, "Short-term peak load forecasting: Statistical methods versus artificial neural networks," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 1240 LNCS, pp. 1334–1343, 1997, doi: 10.1007/BFB0032594.
- [85] N. Amral, C. S. Özveren, and D. King, "Short term load forecasting using multiple linear regression," *Proc. Univ. Power Eng. Conf.*, pp. 1192–1198, 2007, doi: 10.1109/UPEC.2007.4469121.
- [86] J. F. Chen, W. M. Wang, and C. M. Huang, "Analysis of an adaptive time-series autoregressive moving-average (ARMA) model for short-term load forecasting," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 34, no. 3, pp. 187–196, Sep. 1995, doi: 10.1016/0378-7796(95)00977-1.
- [87] W. R. Christiaanse, "Short-term load forecasting using general exponential smoothing," *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-90, no. 2, pp. 900–911, Mar. 1971, doi: 10.1109/TPAS.1971.293123.
- [88] M. Q. Raza, Z. Baharudin, Badar-Ul-Islam, M. Azman Zakariya, and M. H. M. Khir, "Neural network based STLF model to study the seasonal impact of weather and exogenous variables," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 6, no. 20, pp. 3729–3735, 2013, doi: 10.19026/RJASET.6.3583.
- [89] Z. Wang and R. S. Srinivasan, "A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 75, pp. 796–808, Aug. 2017, doi: 10.1016/J.RSER.2016.10.079.
- [90] I. Drezga and S. Rahman, "Input variable selection for ann-based short-term load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, no. 4, pp. 1238–1244, 1998, doi: 10.1109/59.736244.
- [91] T. Du, X. Wang, and X. Wang, "A combined model of wavelet and neural network for short term load forecasting," *PowerCon 2002 - 2002 Int. Conf. Power Syst. Technol. Proc.*, vol. 4, pp. 2331–2335, 2002, doi: 10.1109/ICPST.2002.1047201.
- [92] R. A. Hooshmand, H. Amooshahi, and M. Parastegari, "A hybrid intelligent algorithm based short-term load forecasting approach," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 45, no. 1, pp. 313–324, Feb. 2013, doi: 10.1016/J.IJEPES.2012.09.002.
- [93] A. V. Vesa *et al.*, "Energy flexibility prediction for data center engagement in demand response programs," *Sustain.*, vol. 12, no. 4, 2020, doi: 10.3390/su12041417.
- [94] A. Asar, S. Riaz, H. Assnain, and A. U. K. Hattack, "A Multi-agent Approach to Short Term Load Forecasting Problem," no. 1, pp. 52–59, 2005.
- [95] A. Singh and M. K. Srivastava, "Application of Artificial Neural Network in Power System with Examples A Review," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 6, no. 12, pp. 510–516, Dec. 2018, doi: 10.26438/IJCSE/V6I12.510516.
- [96] A. Jain, E. Srinivas, and R. Rauta, "Short term load forecasting using fuzzy adaptive inference and similarity," *2009 World Congr. Nat. Biol. Inspired Comput. NABIC 2009 - Proc.*, pp. 1743–1748, 2009, doi: 10.1109/NABIC.2009.5393627.
- [97] A. Khosravi, S. Nahavandi, and D. Creighton, "Short term load forecasting using interval type-2 fuzzy logic systems," *IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst.*, pp. 502–508, 2011, doi: 10.1109/FUZZY.2011.6007450.
- [98] T. Senjyu *et al.*, "Next Day Load Curve Forecasting Using Hybrid Correction Method," *ITPSy*, vol. 20, no. 1, pp. 102–109, Feb. 2005, doi: 10.1109/TPWRS.2004.831256.
- [99] A. Khotanzad, E. Zhou, and H. Elragal, "A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 17, no. 4, pp. 1273–1282, Nov. 2002, doi: 10.1109/TPWRS.2002.804999.
- [100] X. Xie, M. Li, and D. Zhang, "A multiscale electricity price forecasting model based on tensor fusion and deep learning," *Energies*, vol. 14, no. 21, Nov. 2021, doi: 10.3390/EN14217333.
- [101] Y. Kuihe and Z. Lingling, "Load forecasting model based on amendment of mamdani fuzzy system," *Proc. - 5th Int. Conf. Wirel. Commun. Netw. Mob. Comput. WiCOM 2009*, 2009, doi: 10.1109/WICOM.2009.5301638.
- [102] Y. M. Wi, S. K. Joo, and K. Bin Song, "Holiday load forecasting using fuzzy polynomial regression with weather feature selection and adjustment," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 2, pp. 596–603, May 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2174659.
- [103] M. A. Abu-El-Magd and R. D. Findlay, "A new approach using artificial neural network and

- time series models for short term load forecasting," *Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, vol. 3, pp. 1723–1726, 2003, doi: 10.1109/CCECE.2003.1226242.
- [104] P. Chen, S. Liu, C. Shi, B. Hooi, B. Wang, and X. Cheng, "NeUCAST: Seasonal neural forecast of power grid time series," *IJCAI Int. Jt. Conf. Artif. Intell.*, vol. 2018-July, pp. 3315–3321, 2018, doi: 10.24963/IJCAI.2018/460.
- [105] B. J. Chen, M. W. Chang, and C. J. Lin, "Load forecasting using support vector machines: A study on EUNITE Competition 2001," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 19, no. 4, pp. 1821–1830, Nov. 2004, doi: 10.1109/TPWRS.2004.835679.
- [106] D. Niu, Y. Wang, and D. D. Wu, "Power load forecasting using support vector machine and ant colony optimization," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 3, pp. 2531–2539, Mar. 2010, doi: 10.1016/J.ESWA.2009.08.019.
- [107] J. Shen, J. Wang, H. Ai, J. Shen, J. Wang, and H. Ai, "An Improved Artificial Immune System-Based Network Intrusion Detection by Using Rough Set," *Commun. Netw.*, vol. 4, no. 1, pp. 41–47, Feb. 2012, doi: 10.4236/CN.2012.41006.
- [108] S. Mishra and S. K. Patra, "Short term load forecasting using a neural network trained by a hybrid artificial immune system," *IEEE Reg. 10 Colloq. 3rd Int. Conf. Ind. Inf. Syst. ICIS 2008*, 2008, doi: 10.1109/ICIINFS.2008.4798349.
- [109] L. Hernandez *et al.*, "A multi-agent system architecture for smart grid management and forecasting of energy demand in virtual power plants," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 51, no. 1, pp. 106–113, 2013, doi: 10.1109/MCOM.2013.6400446.
- [110] G. Dudek, "Artificial Immune System for Short-Term Electric Load Forecasting," *LNAI*, vol. 5097, pp. 1007–1017, 2008.
- [111] S. Mirjalili, "Genetic Algorithm," *Stud. Comput. Intell.*, vol. 780, pp. 43–55, 2019, doi: 10.1007/978-3-319-93025-1\_4.
- [112] S. Mishra and S. K. Patra, "Short term load forecasting using neural network trained with genetic algorithm & particle swarm optimization," *Proc. - 1st Int. Conf. Emerg. Trends Eng. Technol. ICETET 2008*, pp. 606–611, 2008, doi: 10.1109/ICETET.2008.94.
- [113] S. H. Ling, F. H. F. Leung, H. K. Lam, and P. K. S. Tam, "Short-Term Electric Load Forecasting Based on a Neural Fuzzy Network," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 50, no. 6, pp. 1305–1316, Dec. 2003, doi: 10.1109/TIE.2003.819572.
- [114] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," Sep. 2016, Accessed: Feb. 24, 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1609.04747v2>.
- [115] L. M. Saini and M. K. Soni, "Artificial neural network based peak load forecasting using Levenberg-Marquardt and quasi-Newton methods," *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, vol. 149, no. 5, pp. 578–584, Sep. 2002, doi: 10.1049/IP-GTD:20020462.
- [116] F. Liu, R. D. Findlay, and Q. Song, "A neural network based short term electric load forecasting in Ontario Canada," *CIMCA 2006 Int. Conf. Comput. Intell. Model. Control Autom. Jointly with IAWTIC 2006 Int. Conf. Intell. Agents Web Technol. ...*, 2006, doi: 10.1109/CIMCA.2006.17.
- [117] S. Albawi, T. A. Mohammed, and S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutional neural network," *Proc. 2017 Int. Conf. Eng. Technol. ICET 2017*, vol. 2018-January, pp. 1–6, Mar. 2018, doi: 10.1109/ICENGTECHNOL.2017.8308186.
- [118] Σ. Χονδρού, Μ. Περτσελάκης, Γ. Καρυδάκης, Κ. Καρπούζης, and Σ. Κόλλιας, "Ανάλυση ευαισθησίας σε αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευμένο για αναγνώριση συναισθήματος."
- [119] "(PDF) Energy Demand Forecasting Using Deep Learning: Application to the French Grid." [https://www.researchgate.net/publication/339821406\\_Energy\\_Demand\\_Forecasting\\_Using\\_Deep\\_Learning\\_Application\\_to\\_the\\_French\\_Grid](https://www.researchgate.net/publication/339821406_Energy_Demand_Forecasting_Using_Deep_Learning_Application_to_the_French_Grid) (accessed Feb. 23, 2022).
- [120] M. Alhussein, K. Aurangzeb, and S. I. Haider, "Hybrid CNN-LSTM Model for Short-Term Individual Household Load Forecasting," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 180544–180557, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3028281.
- [121] M. Sajjad *et al.*, "A Novel CNN-GRU-Based Hybrid Approach for Short-Term Residential Load Forecasting," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 143759–143768, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3009537.
- [122] K. Wu *et al.*, "An attention-based CNN-LSTM-BiLSTM model for short-term electric load forecasting in integrated energy system," *Int. Trans. Electr. Energy Syst.*, vol. 31, no. 1, p. e12637, Jan. 2021, doi: 10.1002/2050-7038.12637.
- [123] S. H. Rafi, N. Al-Masood, S. R. Deeba, and E. Hossain, "A short-term load forecasting method

- using integrated CNN and LSTM network," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 32436–32448, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3060654.
- [124] B. Farsi, M. Amayri, N. Bouguila, and U. Eicker, "On short-term load forecasting using machine learning techniques and a novel parallel deep LSTM-CNN approach," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 31191–31212, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3060290.
- [125] D. Liu *et al.*, "Ultra-short-term Load Forecasting Based on Real-Time Response of Classified Flexible Loads," *E3S Web Conf.*, vol. 165, May 2020, doi: 10.1051/E3SCONF/202016503048.
- [126] M. J. P. Rothe, D. A. K. Wadhwani, and D. M. S. Wadhwani, "Short Term Load Forecasting Using Multi Parameter Regression," Dec. 2009, Accessed: Feb. 08, 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/0912.1015v1>.
- [127] S. Mirjalili, S. Z. Mohd Hashim, and H. Moradian Sardroudi, "Training feedforward neural networks using hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm," *Appl. Math. Comput.*, vol. 218, no. 22, pp. 11125–11137, Jul. 2012, doi: 10.1016/J.AMC.2012.04.069.
- [128] R. Weron, "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future," *Int. J. Forecast.*, vol. 30, no. 4, pp. 1030–1081, Oct. 2014, doi: 10.1016/J.IJFORECAST.2014.08.008.
- [129] I. Fernández, C. E. Borges, and Y. K. Peña, "Efficient building load forecasting," *IEEE Int. Conf. Emerg. Technol. Fact. Autom. ETFA*, 2011, doi: 10.1109/ETFA.2011.6059103.
- [130] A. Motamedi, H. Zareipour, and W. D. Rosehart, "Electricity price and demand forecasting in smart grids," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 2, pp. 664–674, 2012, doi: 10.1109/TSG.2011.2171046.
- [131] F. D. Rueda, J. D. Suárez, and A. D. R. Torres, "Short-Term Load Forecasting Using Encoder-Decoder WaveNet: Application to the French Grid," *Energies 2021, Vol. 14, Page 2524*, vol. 14, no. 9, p. 2524, Apr. 2021, doi: 10.3390/EN14092524.
- [132] S. Henselmeyer and M. Grzegorzec, "Short-Term Load Forecasting Using an Attended Sequential Encoder-Stacked Decoder Model with Online Training," *Appl. Sci. 2021, Vol. 11, Page 4927*, vol. 11, no. 11, p. 4927, May 2021, doi: 10.3390/APP11114927.
- [133] A. Y. Alani and I. O. Osunmakinde, "Short-Term Multiple Forecasting of Electric Energy Loads for Sustainable Demand Planning in Smart Grids for Smart Homes," *Sustain. 2017, Vol. 9, Page 1972*, vol. 9, no. 11, p. 1972, Oct. 2017, doi: 10.3390/SU9111972.
- [134] L. Sehovac and K. Grolinger, "Deep Learning for Load Forecasting: Sequence to Sequence Recurrent Neural Networks with Attention," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 36411–36426, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2975738.
- [135] "View of Simplifying The Price Elasticity Of Demand." <https://libjournals.mtsu.edu/index.php/jfee/article/view/1461/1039> (accessed Feb. 23, 2022).
- [136] M. Abhi and D. Sharma, "Elasticity Of Demand."
- [137] R. G. Junker *et al.*, "Characterizing the energy flexibility of buildings and districts," *Appl. Energy*, vol. 225, pp. 175–182, Sep. 2018, doi: 10.1016/J.APENERGY.2018.05.037.
- [138] "TBH Alliance." <https://www.projet-tbh.fr/> (accessed Dec. 09, 2021).
- [139] M. Bruck, N. Goudarzi, and P. Sandborn, "A Levelized Cost of Energy (LCOE) model for wind farms that includes Power Purchase Agreement (PPA) energy delivery limits," *Am. Soc. Mech. Eng. Power Div. POWER*, vol. 2016-January, 2016, doi: 10.1115/POWER2016-59608.
- [140] "Home - Eurostat." <https://ec.europa.eu/eurostat> (accessed Dec. 09, 2021).
- [141] C. Fischer, "Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy?," *Energy Effic. 2008 11*, vol. 1, no. 1, pp. 79–104, May 2008, doi: 10.1007/S12053-008-9009-7.
- [142] S. Bhattacharjee and G. Reichard, "Socio-economic factors affecting individual household energy consumption: A systematic review," *ASME 2011 5th Int. Conf. Energy Sustain. ES 2011*, no. PARTS A, B, AND C, pp. 891–901, 2011, doi: 10.1115/ES2011-54615.
- [143] G. Y. Yun and K. Steemers, "Behavioural, physical and socio-economic factors in household cooling energy consumption," *Appl. Energy*, vol. 88, no. 6, pp. 2191–2200, Jun. 2011, doi: 10.1016/J.APENERGY.2011.01.010.
- [144] "Nash Equilibrium and Welfare Optimality on JSTOR." <https://www.jstor.org/stable/2566947> (accessed Feb. 23, 2022).
- [145] "Εκτίμηση της συνάρτησης κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα." <https://amitos.library.uop.gr/xmlui/handle/123456789/1917> (accessed Feb. 24, 2022).
- [146] Δ. Πρόγραμμα, Μ. Σπουδών, «παραγωγή Και, and Δ. Ενέργειας», "ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ."



- [147] H. Tang, S. Wang, and H. Li, "Flexibility categorization, sources, capabilities and technologies for energy-flexible and grid-responsive buildings: State-of-the-art and future perspective," *Energy*, vol. 219, p. 119598, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.ENERGY.2020.119598.
- [148] "Measuring the intangible : an overview of the methodologies for calculating customer baseline load in PJM | Florence School of Regulation." <https://fsr.eui.eu/publications/?handle=1814/54744> (accessed Dec. 13, 2021).
- [149] "North American Energy Standards Board." <https://www.naesb.org/> (accessed Dec. 13, 2021).
- [150] K. Carrie Armel, A. Gupta, G. Shrimali, and A. Albert, "Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity," *Energy Policy*, vol. 52, pp. 213–234, Jan. 2013, doi: 10.1016/J.ENPOL.2012.08.062.
- [151] C. Gorria, J. Jimeno, I. Laresgoiti, M. Lezaun, and N. Ruiz, "Forecasting flexibility in electricity demand with price/consumption volume signals," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 95, pp. 200–205, Feb. 2013, doi: 10.1016/J.EPSR.2012.09.011.
- [152] "A conjoint pattern recognition approach to nonintrusive load monitoring /." [https://www.researchgate.net/publication/35307674\\_A\\_conjoint\\_pattern\\_recognition\\_approach\\_to\\_nonintrusive\\_load\\_monitoring](https://www.researchgate.net/publication/35307674_A_conjoint_pattern_recognition_approach_to_nonintrusive_load_monitoring) (accessed Dec. 13, 2021).
- [153] R. D'hulst, W. Labeeuw, B. Beusen, S. Claessens, G. Deconinck, and K. Vanthournout, "Demand response flexibility and flexibility potential of residential smart appliances: Experiences from large pilot test in Belgium," *Appl. Energy*, vol. 155, pp. 79–90, Oct. 2015, doi: 10.1016/J.APENERGY.2015.05.101.
- [154] "Energy Hub | SCCER FEEB&D." <https://www.sccer-feebe.ch/research/energy-hub-definition-advantages-and-challenges/> (accessed Feb. 23, 2022).
- [155] S. O. Ottesen and A. Tomasgard, "A stochastic model for scheduling energy flexibility in buildings," *Energy*, 2015, doi: 10.1016/j.energy.2015.05.049.
- [156] T. Hong *et al.*, "Commercial Building Energy Saver: An energy retrofit analysis toolkit," *Appl. Energy*, vol. 159, pp. 298–309, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.09.002.
- [157] U. Baran Baloglu and Y. Demir, "International Journal of Smart Grid and Clean Energy A bayesian game-theoretic demand response model for the smart grid," doi: 10.12720/sgce.4.2.132-138.
- [158] H. Helms, M. Pehnt, U. Lambrecht, and A. Liebich, "Electric vehicle and plug-in hybrid energy efficiency and life cycle emissions," Accessed: Feb. 24, 2022. [Online]. Available: [www.ifeu.de](http://www.ifeu.de).
- [159] A. Schuller, C. M. Flath, and S. Gottwalt, "Quantifying load flexibility of electric vehicles for renewable energy integration," *Appl. Energy*, vol. 151, pp. 335–344, 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.04.004.
- [160] ΟΔΕ, "Εισήγηση Της Οδε Διαμόρφωση Του Θεσμικού Και Ρυθμιστικού Πλαισίου Για Την Ανάπτυξη Και," 2021.