



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

**Μοντέλα ευφυούς φόρτισης και πρόβλεψη ζήτησης
σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Περικλής Ν. Βραχάμης

Επιβλέπων: Χρυσόστομος Δούκας
Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα Νοέμβριος 2021



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ
ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Μοντέλα ευφυούς φόρτισης και πρόβλεψη ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Περικλής Ν. Βραχάμης

Επιβλέπων: Χρυσόστομος Δούκας
Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 5^η Νοεμβρίου 2021

.....
Χρυσόστομος Δούκας
Αν. Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Δημήτρης Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα Νοέμβριος 2021

.....
Περικλής Ν. Βραχάμης
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Περικλής Ν. Βραχάμης, 2021

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 το συγγραφέα.

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

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η ατμοσφαιρική ρύπανση αποτελεί σοβαρό πρόβλημα και προκαλεί σημαντικό κίνδυνο στην υγεία των ανθρώπων. Οι οδικές μεταφορές ευθύνονται για σημαντικό ποσοστό των συνολικών εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα στις πόλεις, όπου το μεγαλύτερο μέρος του ποσοστού προέρχεται από τα επιβατικά οχήματα. Τα ηλεκτρικά οχήματα (EV) αντιπροσωπεύουν ένα από τα πιο πολλά υποσχόμενα μονοπάτια για την αύξηση της ενεργειακής ασφάλειας και τη μείωση των ρύπων. Για να γίνει επιτυχής η ανάπτυξη των ηλεκτρικών οχημάτων, κρίνεται απαραίτητη η ανάπτυξη των υποδομών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων σε δημόσιες ή ιδιωτικές ιδιοκτησίες.

Για τη φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων υπάρχουν τρεις βασικοί τρόποι, η αγωγή φόρτιση, η ασύρματη και η εναλλαγή της μπαταρίας. Στην παρούσα διπλωματική δίνεται έμφαση στην αγωγή φόρτιση, καθώς αποτελεί τον πιο συχνά χρησιμοποιούμενο τρόπο φόρτισης γιατί μπορεί να πραγματοποιηθεί σε οποιοδήποτε χώρο βρίσκονται σταθμοί φόρτισης με τη χρήση ενός καλωδίου. Οι σταθμοί φόρτισης χωρίζονται σε εναλλασσόμενου ρεύματος σταθμούς (AC EVSE) και σε συνεχούς ρεύματος σταθμούς (DC EVSE). Οι διαφορές του είναι αρκετές και εντοπίζονται κυρίως στη διάρκεια και στην ισχύ φόρτισης, καθώς και στην αρχιτεκτονική του φορτιστή ή των φορτιστών.

Η πρόβλεψη της μελλοντικής ενεργειακής ζήτησης των σταθμών φόρτισης καθίσταται πολύ σημαντική για τη διαδικασία λήψης αποφάσεων στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας, ιδιαίτερα μετά την απελευθέρωση των αγορών ενέργειας, καθώς και για μελέτη σκοπιμότητας των εταιριών που δραστηριοποιούνται στην παροχή υπηρεσιών φόρτισης. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης των σταθμών φόρτισης συμβάλει καθοριστικά στην αξιοπιστία ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (ΣΗΕ) και στην αποτελεσματική του λειτουργία. Υψηλά σφάλματα στην πρόβλεψη ζήτησης φορτίου των ηλεκτρικών οχημάτων μπορεί να οδηγήσει σε τεράστια οικονομικά (εφεδρεία συστήματος) και λειτουργικά κόστη (ευστάθεια ισχύος και τάσης).

Διάφορες τεχνικές έχουν αναπτυχθεί για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης των σταθμών φόρτισης. Οι τεχνικές αυτές διακρίνονται κυρίως σε στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης και ειδικότερα σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (AL). Η μελέτη και πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων αποτελεί μια στοχαστική, μη στάσιμη διαδικασία, η οποία επηρεάζεται από πλήθος παραγόντων με πιο σημαντικές τις καιρικές συνθήκες, τους ημερολογιακούς παράγοντες, τον ανθρώπινο συντελεστή άγχους ως προς την επάρκεια χιλιομέτρων, τους εποχιακούς παράγοντες και τα τυχαία γεγονότα. Λόγω της δυσκολίας αναγνώρισης των σχέσεων, μεταξύ των παραμέτρων, καθώς και την ανάγκη ενσωμάτωσης του ανθρώπινου παράγοντα χρησιμοποιήθηκε μέθοδος μηχανικής μάθησης (Machine Learning), η οποία τα τελευταία χρόνια έχει δεχτεί μεγάλη ανάπτυξη και χρησιμοποιείται αποτελεσματικά για την πρόβλεψη τέτοιων προβλημάτων. Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης βασίζονται σε ιστορικά δεδομένα και εκπαιδεύονται μέσα από αυτά. Στην

κατηγορία αυτή εντάσσεται η παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Regression) που θα χρησιμοποιηθεί για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμό φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων.

Το σύνολο των ιστορικών δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί αφορά ένα σημείο φόρτισης στα Μελλάσια Αττικής με φόρτιση ενός μόνο υβριδικού ηλεκτρικού αυτοκινήτου. Αρχικά, επιχειρείται η ανάλυση των διαθέσιμων δεδομένων για την εξακρίβωση των σχέσεων και τον προσδιορισμό των μοτίβων. Στη συνέχεια πραγματοποιείται η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμό φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος με τη χρήση της μεθόδου παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης (SVR). Για την υλοποίηση του αλγορίθμου γίνεται χρήση του περιβάλλον Jupyter notebook, της γλώσσας Python και της βιβλιοθήκης Scikit-Learn, που αποτελεί δημοφιλή βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης. Τέλος, προτείνεται η καταλληλότερη δομή του κώδικα πρόβλεψης και η βέλτιστη συνάρτηση πυρήνα (kernel) για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων με χρονικό ορίζοντα ενός μήνα.

Λέξεις κλειδιά: ηλεκτρικά οχήματα, τρόποι φόρτισης, σταθμοί φόρτισης, φορτιστές, ηλεκτροκίνηση, βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη, ενεργειακή ζήτηση, στατιστικό μοντέλο, μηχανική μάθηση, παλινδρόμηση διανυσμάτων υποστήριξης, συναρτήσεις πυρήνα.

ABSTRACT

Air pollution is a serious problem and generates a significant risk to human health. Transportation is responsible for a significant percentage of the total carbon dioxide emissions in cities, which most of it comes from vehicles. Electric vehicles (EVs) represent one of the most promising paths to increase energy security, monitor and reduce pollution. The development of the charging infrastructure of electric vehicles in public or private properties is considered necessary in order to achieve a successful development of electric vehicles.

There are three main ways to charge electric vehicles, conductive, wireless charging, and battery swapping. In the current diploma thesis, emphasis is given to conductive charging, as it is the most frequently used way for charging, since it can take place by using a cable, wherever charging stations are located. Charging stations are divided into AC station (AC EVSE) and DC stations (DC EVSE). The differences are numerous and are mainly found in the duration and power of charging, as well as in the architecture of the charger or chargers.

The prediction of the future energy demand of the charging stations becomes very important for the decision-making process in the field of electricity, especially after the liberalization of the energy markets, and for a feasibility study of the companies active in providing charging services. The short-term forecast of the energy demand of the charging stations contributes decisively to the reliability of an electricity system and its efficient operation. High errors in forecasting the load demand of electric vehicles can lead to huge financial (system backup) and operating costs (power and age stability).

Various techniques have been developed to predict the energy demand of charging stations for a short term period. These techniques are mainly distinguished in statistical prediction models and in particular in artificial intelligence (AI) models. The study and forecasting of energy demand in electric vehicle charging stations is a stochastic, non-stationary process which is influenced by a number of factors. Weather, calendar factors, human stress factors in terms of the range anxiety, seasonal factors and random events are the most dominant factors. Due to the difficulty in recognizing the relationships between the parameters and the need to integrate the human factor, a machine learning method (Machine Learning) was used, which in recent years has received great development and is used effectively to predict such problems. Machine learning models are based on historical data and are trained through them. This category includes Support Vector Regression, which will be used to forecast short-term energy demand at an electric vehicle charging station.

The total historical data that will be used, comes from a charging point in Mellissia, Attica, by charging a single hybrid electric car. Initially, the analysis of the available data for the verification of the relations and the identification of the patterns is attempted. The short-term forecast of energy demand in an electric vehicle charging station is then performed using the

support vector regression (SVR) method. The Jupyter notebook environment, the Python language and the Scikit-Learn library which is a popular machine learning library, are used to implement the algorithm. Finally, the most appropriate structure of the forecast code and the optimal kernel function are proposed for the short-term forecast of energy demand in electric vehicle charging stations for one month of the time spectrum.

Keywords: electric vehicles, charging modes, charging stations, chargers, electromobility, short-term forecast, energy demand, statistical model, machine learning, support vector regression, kernel functions.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2020-2021 στον τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Υπεύθυνος κατά την εκπόνηση της διπλωματικής ήταν ο Αναπληρωτής Καθηγητής Χρυσόστομος Δούκας στον οποίο οφείλω ιδιαίτερες ευχαριστίες για την ανάθεση αυτής και τη δυνατότητα που μου δόθηκε να ασχοληθώ με τον τομέα της ηλεκτροκίνησης. Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω θερμά και τον επιβλέποντα της διπλωματικής Χρήστο Στεφανάτο για την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγηση που μου παρείχε κατά την συγγραφή της εργασίας.

Τέλος θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένεια μου για την αμέριστη στήριξη τους, καθώς και στους δικούς μου ανθρώπους για την κατανόηση και την υποστήριξη που έδειξαν όλα αυτά τα χρόνια.

Περικλής Ν. Βραχάμης

Οκτώβριος 2021

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	5
ABSTRACT	7
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	10
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	12
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΙΚΟΝΩΝ	17
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	19
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ	22
1.1 Αντικείμενο και Σκοπός	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΗΛΕΚΤΡΙΚΑ ΟΧΗΜΑΤΑ	25
2.1 Ιστορική εξέλιξη των Ηλεκτρικών Οχημάτων	25
2.2 Περιβάλλον και Ηλεκτρικά Οχήματα	26
2.3 Κατηγορίες Ηλεκτρικών Οχημάτων	28
2.3.1 Ηλεκτρικό Όχημα Μπαταρίας (Battery Electric Vehicle)	28
2.3.2 Υβριδικά Ηλεκτρικά Οχήματα (Hybrid Electric Vehicles)	29
2.3.3 Υβριδικό Ηλεκτρικό Όχημα με Πρίζα (Plug-in Hybrid Electric Vehicle)	33
2.3.4 Ηλεκτρικό Όχημα Κυψέλης Καυσίμων (Fuel Cell Electric Vehicle)	34
2.3.5 Ηλιακό Ηλεκτρικό Όχημα (Solar Powered Electric Vehicle)	35
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΥΠΟΔΟΜΕΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΟΧΗΜΑΤΩΝ	37
3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	37
3.2 Είδη Φόρτισης	37
3.2.1 Αγωγή Φόρτιση	38
3.2.2 Ασύρματη Φόρτιση	39
3.2.3 Εναλλαγή Μπαταρίας (Battery Swap)	40
3.3 Σταθμοί Φόρτισης Ηλεκτρικών οχημάτων	41
3.3.1 AC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος	43

3.3.2 DC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος	49
3.4 Λειτουργίες Φόρτισης.....	57
3.4.1 Λειτουργία 1	57
3.4.2 Λειτουργία 2	58
3.4.3 Λειτουργία 3	59
3.4.4 Λειτουργία 4	60
3.5 Αναγνώριση Σταδίου Αγοράς στην Ελλάδα	61
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ	65
4.1 Εισαγωγή.....	65
4.2 Διαδικασία της Πρόβλεψης	65
4.2.1 Καθορισμός του προβλήματος.....	66
4.2.2 Συλλογή των διαθέσιμων δεδομένων	66
4.2.3 Προετοιμασία Χρονοσειρών	66
4.2.4 Επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης.....	66
4.2.5 Εφαρμογή και αξιολόγηση της μεθόδου πρόβλεψης.....	66
4.3 Παράγοντες που προσθέτουν πολυπλοκότητα στην πρόβλεψη	67
4.4 Μοντέλα Προβλέψεων.....	67
4.4.1 Ποσοτικό Μοντέλο.....	68
4.4.2 Ποιοτικό Μοντέλο	70
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ	72
5.1 Εισαγωγή.....	72
5.2 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών	72
5.2.1 Τάση	72
5.2.2 Κυκλικότητα.....	73
5.2.3 Εποχιακότητα	73
5.2.4 Ασυνέχειες	73
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ	76
6.1 Εισαγωγή.....	76

6.2 Στατιστικές μέθοδοι	76
6.2.1 Naive.....	77
6.2.2 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing Methods)	77
6.2.3 Μοντέλα Παλινδρόμησης (Regression Models)	81
6.2.4 Μέθοδος Theta.....	83
6.2.5 Μοντέλα ARIMA	84
6.3 Ορίζοντας Πρόβλεψης.....	85
6.3.1 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (Short-term forecasting)	85
6.3.2 Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη (Medium-term forecasting)	85
6.3.3 Μακροπρόθεσμη πρόβλεψη (Long-term forecasting)	86
6.4 Αξιολόγηση Ακρίβειας των Μεθόδων προβλέψεων μέσω δεικτών.....	86
6.4.1 Μέσο Σφάλμα (Mean Error)	87
6.4.2 Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error).....	87
6.4.3 Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)	87
6.4.4 Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)	88
6.4.5 Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error).....	88
6.4.6 Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Ποσοστιαίου Σφάλματος (Root Mean Square Percentage Error)	89
6.4.7 Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Error)....	89
6.5 Επιλογή Μεθόδου Πρόβλεψης.....	90
6.5.1 Το Πλαίσιο της Πρόβλεψης	90
6.5.2 Η Διαθεσιμότητα και τα Χαρακτηριστικά των Ιστορικών Δεδομένων.....	90
6.5.3 Ο ορίζοντας πρόβλεψης.....	91
6.5.4 Το κόστος (αξία) της πρόβλεψης	91
6.5.5 Η αξιοπιστία.....	91
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ.....	93
7.1 Εισαγωγή.....	93
7.2 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	93
7.3 Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)	93
7.4 Υπολογιστική Νοημοσύνη (Computational Intelligence).....	94

7.4.1 Τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)	94
7.4.2 Η Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)	96
7.4.3 Ο Εξελικτικός Υπολογισμός (Evolutionary Computation).....	96
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	99
8.1 Εισαγωγή.....	99
8.1.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning).....	99
8.1.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning).....	100
8.1.3 Ημι-Επιβλεπόμενη Μάθηση (Semi-supervised Learning).....	100
8.1.4 Ενίσχυση Μάθησης (Reinforcement Learning).....	100
8.2 Δέντρα Απόφασης (Decision Tree).....	101
8.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines).....	102
8.3.1 Βασική Ιδέα	102
8.3.2 Ελαχιστοποίηση Διαρθρωτικού Ρίσκου	103
8.3.3 Γραμμική Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης.....	103
8.3.4 Μη Γραμμική Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης.....	104
8.4 Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Regression).....	106
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ	108
9.1 Σκοπός.....	108
9.2 Εισαγωγή στο σύνολο δεδομένων.....	108
9.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων.....	108
9.3.1 Καθαρισμός Δεδομένων (Data Cleaning)	109
9.3.2 Μετασχηματισμός Δεδομένων (Data Transformation).....	109
9.3.3 Μείωση Δεδομένων (Data Reduction)	110
9.4 Επιλογή Γλώσσας Προγραμματισμού	110
9.5 Βιβλιοθήκη Scikit-Learn.....	111
9.6 Ανάλυση Δεδομένων Εισόδου	113
9.7 Πρόβλεψη ζήτησης μέσω λογισμικού	117
9.7.1 Προσδιορισμός του μοντέλου.....	118
9.7.2 Προετοιμασία των δεδομένων	119

9.7.3 Καθορισμός παραμέτρων SVR	120
9.7.4 Μέθοδος Διασταυρωμένης Επικύρωσης (Cross Validation)	121
9.7.4 Αποτελέσματα Πρόβλεψης	122
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ	131
10.1 Συμπεράσματα	131
10.2 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις	133
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	135

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1 : Πρώτο πρακτικό ηλεκτρικό όχημα [9]	25
Εικόνα 2 : Κύκλος ζωής των εκπομπών CO ₂ για διαφορετικούς τύπους καυσίμων οχημάτων [12]	27
Εικόνα 3 : Εξαρτήματα του ηλεκτρικού οχήματος μπαταρίας [18]	29
Εικόνα 4 : Σχέδιο ενός υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος βασικών συνδέσεων σειράς [16]	30
Εικόνα 5 : Σχέδιο ενός υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος παράλληλης βασικής σύνδεσης [16]	31
Εικόνα 6 : Εξαρτήματα του υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος [18]	33
Εικόνα 7 : Εξαρτήματα του plug-in υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος [18]	34
Εικόνα 8 : Εξαρτήματα του ηλεκτρικού οχήματος κυψέλης καυσίμων [18]	35
Εικόνα 9 : Βασικοί τρόποι φόρτισης της ηλεκτρική μπαταρίας [25]	37
Εικόνα 10 : Πιθανές τοποθεσίες εγκατάστασης φορτιστών ηλεκτρικών οχημάτων	38
Εικόνα 11 : Αγωγήμη φόρτιση [26]	39
Εικόνα 12 : Ασύρματη Φόρτιση [25]	40
Εικόνα 13 : Μέθοδος Εναλλαγής Μπαταρίας [25]	41
Εικόνα 14 : Σχεδιάγραμμα εναλλασσόμενου και συνεχούς ρεύματος φορτιστή [28]	42
Εικόνα 15 : Βασικά πρότυπα για την φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων [29]	43
Εικόνα 16 : Αρχιτεκτονική φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος εναλλασσόμενου ρεύματος φορτιστή [25]	44
Εικόνα 17 : Σήματα Ελέγχου Ελεγκτή [25]	45
Εικόνα 18 : Τυπικό πιλοτικό κύκλωμα ελέγχου σύμφωνα με το πρότυπο IEC 61851 [31]	45
Εικόνα 19 : Διάγραμμα επικοινωνιών των έξυπνων φορτιστών [32]	46
Εικόνα 20 : Βύσμα ακροδέκτη Type 1	47
Εικόνα 21 : Βύσμα ακροδέκτη Type 2	48
Εικόνα 22 : Βύσμα ακροδέκτη GB/T AC	48
Εικόνα 23 : Βύσμα ακροδέκτη Tesla AC	48
Εικόνα 24 : Αρχιτεκτονική φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος συνεχούς ρεύματος φορτιστή [25]	50
Εικόνα 25 : Βύσμα ακροδέκτη Chademo	53
Εικόνα 26 : Βύσματα ηλεκτρικών αυτοκινήτων Combo 2 (αριστερά) και Combo 1 (δεξιά)	54
Εικόνα 27 : CCS Type 1 και Type 2 βύσματα και ακροδέκτες [29]	54
Εικόνα 28 : Βύσμα ακροδέκτη GB/T DC	55
Εικόνα 29 : Βύσμα ακροδέκτη Tesla DC	56
Εικόνα 30 : Λειτουργία φόρτισης 1 [47]	58
Εικόνα 31 : Λειτουργία φόρτισης 2 [47]	59
Εικόνα 32 : Λειτουργία φόρτισης 3 [47]	60
Εικόνα 33 : Λειτουργία φόρτισης 4 [29]	60

Εικόνα 34 : Χάρτης με σημεία φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Αθήνα [52].....	62
Εικόνα 35 : Χάρτης με σημεία φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων στο Άμστερνταμ [52]	63
Εικόνα 36 : Κατηγορίες μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης [53].....	78

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1 : Κύκλος Ζωής Προϊόντος ή υπηρεσίας [51].....	61
Σχήμα 2 : Κατηγορίες Μοντέλων Πρόβλεψης	67
Σχήμα 3 : Σχέση Μοντέλου Χρονοσειρών	68
Σχήμα 4 : Σχέση Αιτιοκρατικού-Επεξηγηματικού Μοντέλου	69
Σχήμα 5 : Μοντέλα Στατιστικών Μεθόδων	76
Σχήμα 6 : Τυπικό νευρωνικό δίκτυο τύπου εμπρόσθιας τροφοδότησης [87]	95
Σχήμα 7 : Περιθώριο ενός Ορίου Απόφασης [113]	103
Σχήμα 8 : Διάγραμμα Επιλογής του Κατάλληλου Αλγορίθμου Scikit-Learn [120].....	113
Σχήμα 9 : Χάρτης Θερμότητας (Heatmap) Κατανομής Φορτίσεων Εβδομαδιαίων Ωρών	114
Σχήμα 10 : Ποσοστό Φορτίσεων ανά Ημερησίων Ωρών.....	115
Σχήμα 11 : Διάρκεια Φόρτισης ανά Φορτίσεις	115
Σχήμα 12 : Κιλοβατώρες ανά Φορτίσεις.....	116
Σχήμα 13 : Κιλοβατώρες ανά Ημέρες	117
Σχήμα 14 : Διάγραμμα Ροής Λειτουργίας του SVR Μοντέλου	118
Σχήμα 15 : Τεχνική Κυλιόμενου Παραθύρου [122].....	119
Σχήμα 16 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR RFB πυρήνα	123
Σχήμα 17 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR Γραμμικού πυρήνα.....	125
Σχήμα 18 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR Πολυωνυμικού πυρήνα	127

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 : Τύποι Πυρήνων Εσωτερικών Γινομένων [115]	105
Πίνακας 2 : Πίνακας Εξεταζόμενων Πυρήνων	120
Πίνακας 3 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, RBF πυρήνα	124
Πίνακας 4 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, Γραμμικού πυρήνα.....	126
Πίνακας 5 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, Πολυωνυμικού πυρήνα	128

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Αντικείμενο και Σκοπός

Η βιομηχανία των αυτοκινήτων στρέφεται στα ηλεκτρικά αυτοκίνητα. Τα οφέλη αυτού του κινήματος είναι αρκετά και θα αναλυθούν στα επόμενα κεφάλαια. Αρκετές βιομηχανίες άρχισαν να αναπτύσσουν ηλεκτρικά αυτοκίνητα, ενώ άλλες στρέφονται αποκλειστικά σε αυτά, με στόχο τη βελτίωση και την κυριαρχία στον τομέα αυτόν. Αποτελεί ένα γενικό κίνημα που αφορά στη σταδιακή κατάργηση οχημάτων εσωτερικής καύσης και την αντικατάστασή τους με ηλεκτρικά. Φυσικά αυτό πρέπει να συνδυαστεί με την ανθρακοποίηση του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας και την αποκλειστική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας με Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ). Πλήθος χωρών και οργανώσεων ασπάζονται αυτήν την ιδεολογία. Πάνω από 14 χώρες και πάνω από 20 πόλεις παγκόσμια έχουν προτείνει την απαγόρευση της πώλησης επιβατικών οχημάτων που τροφοδοτούνται από καύσιμα όπως πετρέλαιο, βενζίνη και αέριο στο μέλλον [1], [2]. Επίσης, η Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ) έχει θέσει νομοθεσία για τη μείωση των εκπομπών CO₂ από αυτοκίνητα κατά 37,5% και φορτηγά κατά 31% έως το έτος 2030. Η διάθεση των ηλεκτρικών οχημάτων μπορεί να συμβάλει καθοριστικά στην επίτευξη αυτή [3].

Η πρόβλεψη ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων καθίσταται αναγκαία για τον προσδιορισμό της συνολικής ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας (σε kWh) αλλά και τον προσδιορισμό του αριθμού των επισκεπτών σε κάθε σημείο. Αρκετές εταιρίες (Emobility Service Provider) έχουν δραστηριοποιηθεί στην παροχή υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων παρέχοντας πρόσβαση σε φορτιστές γύρω από διάφορες γεωγραφικές περιοχές. Για την επιβίωση των εταιριών, λόγω του μεγάλου ανταγωνισμού, απαιτείται μελέτη σκοπιμότητας στοχεύοντας να αναδειχτούν οι ευκαιρίες για επένδυση και κέρδος, αλλά και να αποκαλυφτούν οι αδυναμίες και οι απειλές του περιβάλλοντος. Μέσω των προβλέψεων παρέχεται έλεγχος στους υφιστάμενους σταθμούς και προσδιορισμός των συνθηκών. Για παράδειγμα, αν μια πρόβλεψη δείξει μεγάλη ζήτηση επισκεπτών σε έναν σταθμό, η εταιρία μπορεί να οδηγηθεί στην εγκατάσταση επιπλέον σταθμού φόρτισης ή ακόμα και την αντικατάστασή του υπάρχοντος με έναν φορτιστή μεγαλύτερης ισχύος. Ακόμα, σημαντική καθίσταται και η πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης για τις εταιρίες, καθώς ερμηνεύεται ως κόστος για αυτές. Η ηλεκτρική ενέργεια κοστίζει ανάλογα με τον πάροχο που έχει επιλέξει η εταιρία. Με τον προσδιορισμό της ενεργειακής ζήτησης η εταιρία μπορεί να αναζητήσει ενέργειες ώστε να μειώσει το κόστος της προμήθειας ενέργειας και να αυξήσει το κέρδος της ή ακόμα και να επιλέξει άλλον πάροχο πιο φτηνό. Μετά την απελευθέρωση της εσωτερικής αγοράς ενέργειας έχουν προκύψει αρκετά προγράμματα που το καθένα εφαρμόζει βέλτιστα σε ξεχωριστές περιπτώσεις. Οι εταιρίες μπορούν να επιλέξουν πρόγραμμα με σταθερή χρώση kWh και πάγιο ή ακόμα και να επιλέξει πρόγραμμα που η χρέωση της kWh ρυθμίζεται ανάλογα με την οριακή τιμή συστήματος (ΟΤΣ) και σταθερό πάγιο

ανάλογα με την περίπτωση. Επομένως, καθίσταται απαραίτητη για τις εταιρίες η ακριβής πρόβλεψη και ο προσδιορισμός των φορτίσεων σε διάφορα σημεία.

Ακόμα, η γνώση της ενεργειακής ζήτησης είναι ζωτικής σημασίας για το σύστημα και αποτελεί αντικείμενο που απαιτεί εκτενή ανάλυση [4]. Τα ηλεκτρικά οχήματα και κυρίως τα αμιγώς ηλεκτρικά οχήματα αποτελούν μια τεράστια πηγή αποθήκευσης ηλεκτρικής ενέργειας (ηλεκτρική ενέργεια ως φορέας ενέργειας των ηλεκτρικών οχημάτων). Η φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων αυξάνει τη ζήτηση ισχύος στα δίκτυα διανομής [5]. Στην σημερινή εποχή, μετά την απελευθέρωση της εσωτερικής αγοράς ενέργειας, τη δημιουργία του χρηματιστηρίου ενέργειας αλλά και τη ραγδαία εισαγωγή των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας (ΑΠΕ) στο δίκτυο, καθίσταται αναγκαία η βραχυπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη αλλά και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη του ηλεκτρικού φορτίου. Σφάλμα στην πρόβλεψη ή μη προσδιορισμός μπορεί να οδηγήσει σε τεράστια οικονομικά (εφεδρεία συστήματος) και λειτουργικά κόστη (ευστάθεια ισχύος και τάσης). Στην περίπτωση υποεκτίμησης του φορτίου και σε αδυναμία κάλυψης μέσω της εγκατεστημένης εφεδρείας προκύπτουν προβλήματα ευστάθειας του συστήματος, έλεγχος τάσης-συχνότητας και υψηλό κόστος στην αγορά ενέργειας εκείνη τη χρονική περίοδο (αιχμή φορτίου). Στην περίπτωση υπερεκτίμησης τα δίκτυα θα έχουν αρκετή περίσσεια ενέργεια, μεγαλύτερη από την ανάγκη για εφεδρεία, ώστε να παρέχεται ασφάλεια καλής λειτουργίας στο δίκτυο, πράγμα που δεν είναι επιθυμητό, καθώς αυτή η ενέργεια δεν θα απορροφηθεί και το κόστος της θα μετατραπεί σε ζημία [6]. Συνεπώς η πρόληψη σφαλμάτων και η σταθερότητα του δικτύου εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από την πρόβλεψη της ζήτησης [7] [8].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΗΛΕΚΤΡΙΚΑ ΟΧΗΜΑΤΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΗΛΕΚΤΡΙΚΑ ΟΧΗΜΑΤΑ

2.1 Ιστορική εξέλιξη των Ηλεκτρικών Οχημάτων

Τα ηλεκτρικά οχήματα (EV) πρωτοεμφανίστηκαν τον 19^ο αιώνα και χρειάστηκε ένας ακόμη αιώνας για να κερδίσει η ηλεκτροκίνηση μια σημαντική θέση στην ιστορία, σημειώνοντας τον 21^ο αιώνα μεγάλη αύξηση της δημοτικότητάς τους. Είναι δύσκολο να τοποθετηθεί η εφεύρεση του ηλεκτρικού οχήματος, καθώς σειρά γεγονότων οδήγησαν το 1800 στο πρώτο ηλεκτρικό όχημα στο δρόμο, ενώ από το 1870 και μετά τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα έγιναν πρακτικά. Το πρώτο πρακτικό ηλεκτρικό αυτοκίνητο φαίνεται στην παρακάτω εικόνα και κατασκευάστηκε από τον Victorian το 1884 [9].



Εικόνα 1 : Πρώτο πρακτικό ηλεκτρικό όχημα [9]

Την ίδια χρονική περίοδο μαζί με τα ηλεκτρικά οχήματα, εισήλθε στην αγορά και ένας νέος τύπος οχήματος, το βενζινοκίνητο καθώς η ιδέα της καύσης του ατμού που πρωτοστατούσε εκείνη την εποχή δεν μπορούσε να εφαρμοστεί για πρακτικούς λόγους σε αυτοκίνητα. Οι προσπάθειες ανάπτυξης και βελτίωσης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων τα κατέστησαν δημοφιλή στην αγορά, γιατί δεν αντιμετώπιζαν προβλήματα όπως τα βενζινοκίνητα (θόρυβος, εκκίνηση με μανιβέλα, δυσάρεστη μυρωδιά καύσης).

Στη συνέχεια, η εξέλιξη της τεχνολογίας οδήγησε τον Charles Kettering, το 1912, στην εφεύρεση της ηλεκτρικής μίζας ξεπερνώντας το μεγάλο πρόβλημα της εκκίνησης και σε

συνδυασμό με το μικρό κόστος ενός βενζινοκίνητου, το αγοραστικό κοινό στράφηκε στα βενζινοκίνητα οχήματα. Επιπλέον, η δημιουργία δρόμων μεγάλων αποστάσεων, καθώς και η επιθυμία των ανθρώπων να μετακινηθούν και να εξερευνήσουν άλλα μέρη, οδήγησε στην απόρριψη του ηλεκτρικού οχήματος, εξ αιτίας της δυνατότητας κάλυψης μικρών αποστάσεων καθιστώντας την επιθυμία αυτή αδύνατη. Η εμφάνιση των πρατηρίων και η ανακάλυψη του αργού πετρελαίου είχαν ως αποτέλεσμα, λόγω της χαμηλής τιμής του καυσίμου, τη μονόδρομη επιλογή των βενζινοκίνητων οχημάτων.

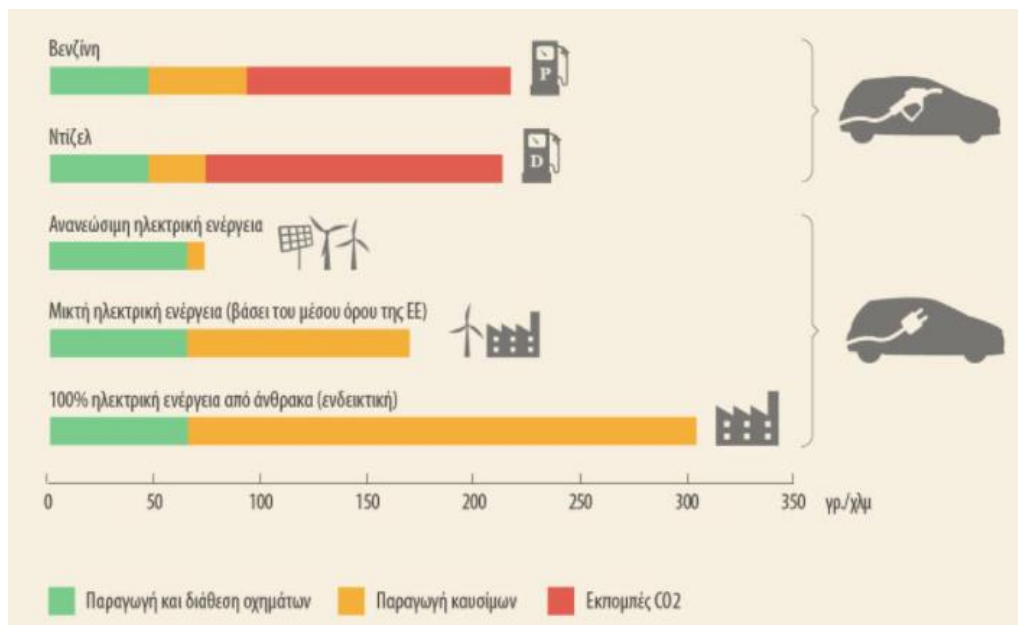
Τα επόμενα χρόνια, η έρευνα και η βελτίωση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων ήταν μηδαμινή, καθώς σε θέμα τιμής, αυτονομίας και δικτύου υπερερεύσαν τα βενζινοκίνητα αυτοκίνητα και η αγορά στρεφόταν σε αυτά. Στη συνέχεια, οι ελλείψεις των καυσίμων, οι νέοι κρατικοί κανονισμοί που αφορούσαν το περιβάλλον, καθώς και οι νόμοι για την ενεργειακή πολιτική άρχισαν να μεταβάλλουν τις καταστάσεις, με αποτέλεσμα το ενδιαφέρον για τα ηλεκτρικά οχήματα άρχισε να εμφανίζεται ξανά από τις αυτοκινητοβιομηχανίες. Οι πολλαπλές έρευνες είχαν ως αποτέλεσμα η τεχνολογία των ηλεκτρικών αυτοκινήτων να ακολουθεί στην εξέλιξη τα συμβατικά αυτοκίνητα. Από τις αρχές του 1900 εμφανίζονται αυτοκίνητα, τεχνολογίας υβριδικού αυτοκινήτου. Η αύξηση της τιμής των καυσίμων, η επιτυχής μείωση της κατανάλωσης των υβριδικών αυτοκινήτων, σε συνδυασμό με την επώαση της ανησυχίας για τη ρύπανση του περιβάλλοντος από τους καταναλωτές, αναγέννησαν το ενδιαφέρον του αγοραστικού κοινού για τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα. Ένα ακόμα γεγονός που οδήγησε στη σημερινή αύξηση του ενδιαφέροντος αποτέλεσε και η εταιρία Tesla Motors, η οποία το 2008 κυκλοφόρησε το πρώτο πολυτελές αμιγώς ηλεκτρικό αυτοκίνητο με αυτονομία 394 χιλιομέτρων, ξεπερνώντας έτσι το μεγαλύτερο αρνητικό χαρακτηριστικό των ηλεκτρικών οχημάτων [10]. Το ενδιαφέρον των οργανισμών άρχισε να μεγαλώνει, με αποτέλεσμα μεγάλα κεφάλαια να δοθούν για την ανάπτυξη της τεχνολογίας και την προώθηση υποδομών για την υποστήριξη των ηλεκτρικών αυτοκινήτων [11].

2.2 Περιβάλλον και Ηλεκτρικά Οχήματα

Μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις του 21^{ου} αιώνα αποτελεί η άμβλυνση των αρνητικών επιπτώσεων των μεταφορών με την παράλληλη διασφάλιση των θετικών πλευρών της κινητικότητας. Το περιβάλλον βρίσκεται σε κρίση. Η Ευρώπη μπορεί να έχει το προβάδισμα με εντατικοποίηση των δράσεων της στον τομέα της τεχνολογικής καινοτομίας στην ηλεκτροκίνηση. Η επίτευξη βιώσιμων μεταφορών για την αντιμετώπιση μελλοντικών αναγκών αποτελεί πλέον ζήτημα ζωτικής σημασίας και αντικείμενο έρευνας πολλών χωρών. Οι μεταφορές ευθύνονται περίπου για το 30% των συνολικών εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα στην Ευρωπαϊκή Ένωση, όπου περίπου το 72% προέρχεται από τις οδικές μεταφορές και ειδικότερα το 60,7% από τα επιβατικά οχήματα [12].

Τα ηλεκτρικά οχήματα (EV) αντιπροσωπεύουν ένα από τα πιο πολλά υποσχόμενα μονοπάτια για την αύξηση της ενεργειακής ασφάλειας και τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου και άλλων ρύπων [13]. Όπως κάθε καινοτομία έχει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, έτσι και τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα έχουν κάποια αρνητικά, αλλά με την πάροδο του χρόνου και μέσα από συνεχείς αναζητήσεις και πειραματισμούς φτάνουν σε ένα επιθυμητό αποτέλεσμα και πολλές φορές ξεπερνιούνται. Για τον προσδιορισμό της καθαρότητας των οχημάτων, δηλαδή το πόσο επιβλαβή είναι για το περιβάλλον, χρησιμοποιούνται οι εκπομπές διοξειδίου του άνθρακα CO₂.

Για να μετρήσει κανείς τις εκπομπές CO₂ που εκπέμπει ένα ηλεκτρικό αυτοκίνητο πρέπει να συμπεριλάβει στην ανάλυσή του εκείνο που παράγεται από τη χρήση, αλλά και εκείνο που παράγεται κατά τη διαδικασία παραγωγής. Τα ηλεκτρικά οχήματα παράγουν περισσότερες εκπομπές κατά την παραγωγή τους από τα συμβατικά. Αυτό προκαλείται κατά την παραγωγή της μπαταρίας καθώς και την πορεία της μετά την αλλαγή της. Στο μέλλον προβλέπεται να περιοριστεί το φαινόμενο αυτό και να βρεθεί τρόπος επαναχρησιμοποίησης ή αναγέννησης των μπαταριών. Τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα χρησιμοποιούν ηλεκτρική ενέργεια για την κίνηση, με αποτέλεσμα όσο πιο καθαρή είναι η ενέργεια αυτή που θα φορτίσει τη μπαταρία, τόσο λιγότερους ρύπους CO₂ θα παράγει το όχημα κατά τη χρήση του. Η ανάλυση αυτή γίνεται πιο κατανοητή στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 2 : Κύκλος ζωής των εκπομπών CO₂ για διαφορετικούς τύπους καυσίμων οχημάτων [12]

Το ανωτέρω σχήμα αφορά μελέτη που έγινε το 2014 και φαίνεται πως ήδη εκείνο το έτος η συνολική μικτή ηλεκτρική ενέργεια, η οποία περιλαμβάνει και τον παράγοντα ρύπων παραγωγής, είναι χαμηλότερη από τα συμβατικά αυτοκίνητα. Η Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ) εισάγει νέους στόχους για τη μείωση των εκπομπών CO₂ των νέων επιβατικών αυτοκινήτων και στόχος της αποτελεί το 2030 οι εκπομπές των νέων αυτοκινήτων να μειωθεί κατά 50% και το 2035 κατά 100% [14], [3]. Επίσης στόχοι θέτονται και ως προς την ηλεκτρική ενέργεια, με την ΕΕ να θέτει ως απώτερο σκοπό, το 2040, η παραγωγή της ηλεκτρικής ενέργειας να είναι από 100% ανανεώσιμες πηγές, με αποτέλεσμα να μειώνονται συνεχώς οι εκπομπές CO₂ [15]. Οι αναλύσεις αυτές αποδεικνύουν πως τα ηλεκτρικά οχήματα αποτελούν μονόδρομο και θα εξακολουθούν να είναι φιλικότερα προς το περιβάλλον οχήματα, με ακόμα λιγότερους ρύπους στο μέλλον.

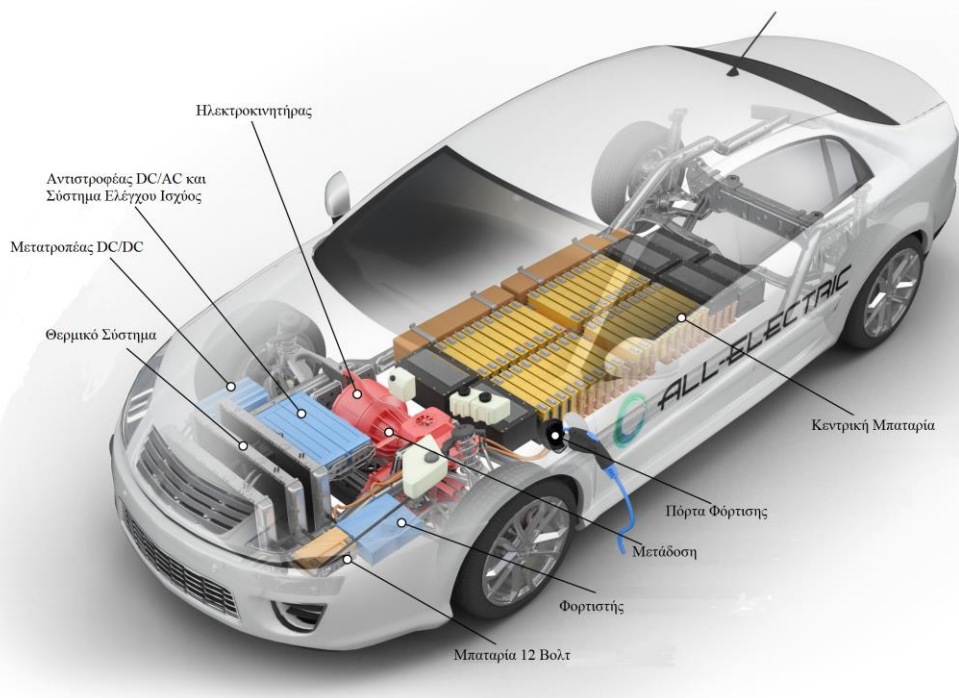
2.3 Κατηγορίες Ηλεκτρικών Οχημάτων

Ηλεκτρικό όχημα (EV) ονομάζεται το όχημα που χρησιμοποιεί για την ώθηση έναν ή περισσότερους ηλεκτρικούς κινητήρες και τροφοδοτείται μερικώς ή πλήρως με ηλεκτρική ισχύ. Το ηλεκτρικό όχημα διακρίνεται στις κάτωθι κατηγορίες [16]:

2.3.1 Ηλεκτρικό Όχημα Μπαταρίας (Battery Electric Vehicle)

Το ηλεκτρικό όχημα μπαταρίας χρησιμοποιεί αποκλειστικά ηλεκτρική ενέργεια για την κίνηση και λειτουργία. Συχνά χαρακτηρίζεται και ως αμιγώς ηλεκτρικό όχημα. Βασικό χαρακτηριστικό του συγκεκριμένου οχήματος είναι η μεγάλη σε χωρητικότητα (κιλοβατώρες) ηλεκτρική μπαταρία για την αποθήκευση της ενέργειας. Η μπαταρία κατασκευάζεται συνήθως από κύτταρα λιθίου (lithium cells) και παρέχει συνεχές ρεύμα (dc current) στον ηλεκτροκινητήρα. Όσο μεγαλύτερη είναι η χωρητικότητα της μπαταρίας τόσο μεγαλύτερη αυτονομία θα έχει το αυτοκίνητο. Το συγκεκριμένο όχημα διαθέτει επίσης έναν ή περισσότερους ηλεκτροκινητήρες, συνήθως εναλλασσόμενου ρεύματος (AC) για την κίνηση των τροχών, μετατρέποντας την ηλεκτρική ενέργεια σε μηχανική. Τα ηλεκτρικά οχήματα μπαταρίας διαθέτουν ηλεκτροκινητήρα με αναγεννητικό σύστημα πέδησης (regenerative braking system) που ανακτά ενέργεια μέσω του φρεναρίσματος, φορτίζοντας τη μπαταρία. Το συγκεκριμένο όχημα διαθέτει επίσης αντιστροφέα DC/AC, όπου μετατρέπει τη συνεχή τάση της μπαταρίας σε εναλλασσόμενη για να τροφοδοτεί τον ηλεκτροκινητήρα. Η μεταφορά της ενέργειας από και προς τη μπαταρία και τον κινητήρα εποπτεύεται και διαχειρίζεται από μια εξελιγμένη μονάδα ελέγχου ισχύος (power control unit). Επίσης, μέσω της μονάδας αυτής και του ελέγχου της συχνότητας και του επιπέδου τάσης επιτυγχάνεται η επιθυμητή επιτάχυνση και ταχύτητα του οχήματος.

Στο ηλεκτρικό όχημα μπαταρίας εκτός από τα βασικά εξαρτήματα περιέχονται η 12 Volt μπαταρία για τα διάφορα ηλεκτρονικά κυκλώματα, ο μετατροπέας DC-DC της κύριας μπαταρίας με την μπαταρία 12 Volt, το σύστημα διαχείρισης της μπαταρίας (BMS) για την εξισορρόπησή της, το θερμικό σύστημα, καθώς και οι υποδοχές φόρτισης της κύριας μπαταρίας. Παρέχονται δύο υποδοχές φόρτισης, μια για εναλλασσόμενη φόρτιση (AC) και μια για συνεχή (DC). Στην εναλλασσόμενη φόρτιση, επειδή η κύρια μπαταρία είναι συνεχούς τάσης παρεμβάλλεται μια μονάδα φόρτισης (on-board charger) όπου μετατρέπει την AC τάση σε DC και ελέγχει το ρεύμα που φορτίζει τη μπαταρία [17]. Περισσότερες λεπτομέρειες για τη φόρτιση της μπαταρίας θα αναφερθούν σε επόμενο κεφάλαιο.

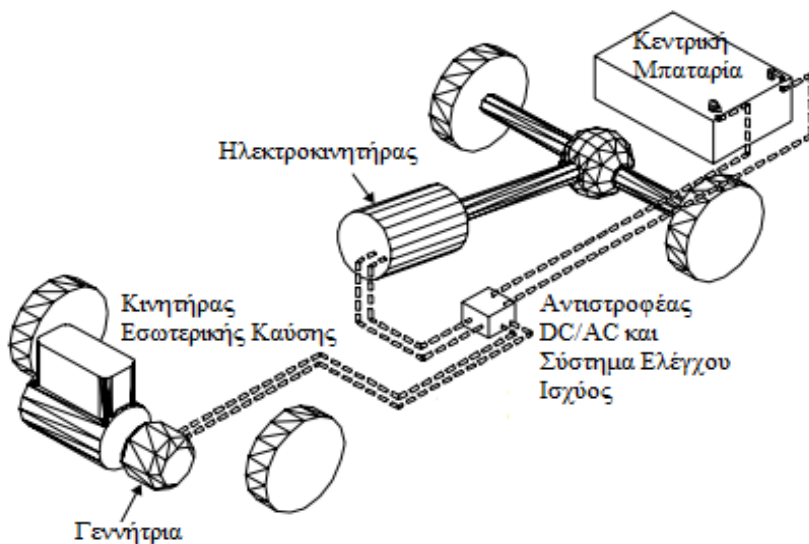


Εικόνα 3 : Εξαρτήματα του ηλεκτρικού οχήματος μπαταρίας [18]

2.3.2 Υβριδικά Ηλεκτρικά Οχήματα (Hybrid Electric Vehicles)

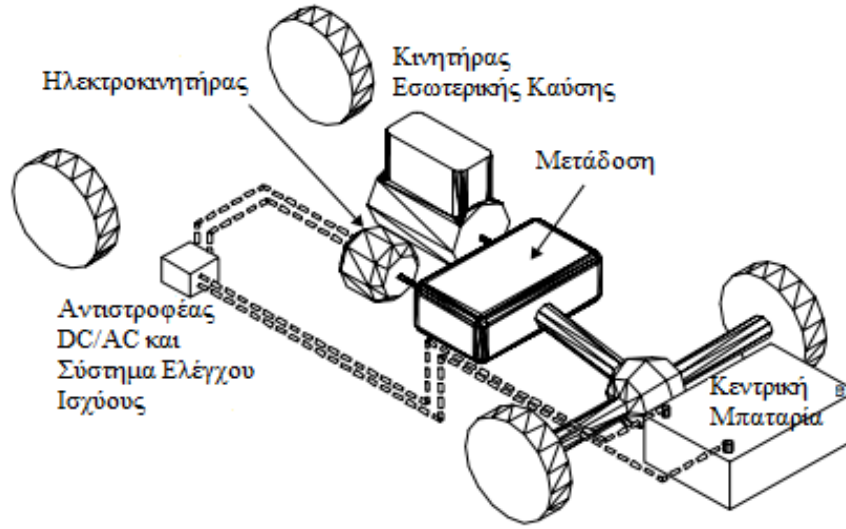
Τα υβριδικά ηλεκτρικά οχήματα έχουν δύο ή περισσότερες πηγές ισχύος και υπάρχει ένα μεγάλο πλήθος πιθανών παραλλαγών. Οι πιο συνηθισμένοι τύποι υβριδικών οχημάτων συνδυάζουν κινητήρα εσωτερικής καύσης (internal combustion engine) με έναν ή περισσότερους ηλεκτροκινητήρες εναλλασσόμενου ρεύματος AC, οι οποίοι τροφοδοτούνται μέσω ηλεκτρικής μπαταρίας, και γεννήτριας. Υπάρχουν δύο βασικές λειτουργίες των υβριδικών ηλεκτρικών οχημάτων, σε σειρά σύνδεση και σε παράλληλη σύνδεση υβριδικού [16].

Στη σύνδεση σε σειρά υβριδικού οχήματος, η κίνηση επιβάλλεται από έναν ή περισσότερους ηλεκτρικούς κινητήρες, όπου η ενέργεια παρέχεται από την ηλεκτρική μπαταρία, είτε από τον κινητήρα εσωτερικής καύσης μέσω γεννήτριας, είτε και από τα δύο. Ωστόσο, σε όλες τις περιπτώσεις η κινητήρια δύναμη προέρχεται εξ ολοκλήρου από τον ηλεκτροκινητήρα. Η μηχανή εσωτερικής καύσης μπορεί να ελεγχθεί ανεξάρτητα από τη ζήτηση ισχύος του οχήματος και κοντά στην περιοχή απόδοσης αιχμής. Η σύνδεση σε σειρά υβριδικού οχήματος τείνει να έχει λειτουργία κινητήρα υψηλής απόδοσης και απαιτεί μπαταρίες υψηλής ενεργειακής απόδοσης για να λειτουργήσουν, το οποίο ισοδυναμεί με υψηλό κόστος. Συχνά η συγκεκριμένη λειτουργία υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος αναφέρεται και ως ηλεκτρικό όχημα εκτεταμένης εμβέλειας (extended range electric vehicle) [19].



Εικόνα 4 : Σχέδιο ενός υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος βασικών συνδέσεων σειράς [16]

Στην παράλληλη σύνδεση υβριδικού οχήματος, το όχημα μπορεί να οδηγείται είτε από τον κινητήρα εσωτερικής καύσης, όπου λειτουργεί απευθείας μέσω ενός συστήματος μετάδοσης στους τροχούς, είτε από έναν ή περισσότερους ηλεκτροκινητήρες, είτε ταυτόχρονα και από τους δύο τύπους κινητήρων. Το γεγονός αυτό επιτρέπει στο παράλληλο υβριδικό να μετατοπιστεί στο πιο αποτελεσματικό σημείο λειτουργίας του χρησιμοποιώντας συνδυαστικά, με τον τρόπο που καθορίζει ο κατασκευαστής, τους δύο κινητήρες. Ο κατασκευαστής είναι αυτός που θα καθορίσει τις απαιτήσεις σε ισχύ του κάθε κινητήρα ανάλογα με τις ανάγκες και προσδοκίες.



Εικόνα 5 : Σχέδιο ενός υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος παράλληλης βασικής σύνδεσης [16]

Η παράλληλη σύνδεση υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος λόγω του μειωμένου βάρους, μεγέθους, κόστους και της καλύτερης προοπτικής ανάπτυξης είναι τυπικά η πιο χρησιμοποιούμενη [20]. Στη συνέχεια η διαμόρφωση αυτή μπορεί να κατηγοριοποιηθεί ανάλογα με το βαθμό υβριδοποίησης. Ο βαθμός υβριδοποίησης εξαρτάται από την ισχύ που παρέχεται από τον ηλεκτροκινητήρα και τον κινητήρα εσωτερικής καύσης. Ακολουθούν οι κατηγορίες των υβριδικών ηλεκτρικών οχημάτων.

2.3.2.1 Μικρό Υβριδικό Όχημα (Micro Hybrid Vehicle)

Το μικρό υβριδικό χειρίζεται την εκκίνηση του οχήματος μέσω γεννήτριας εκκίνησης εναλλάκτης (BSG), εξαλείφοντας τον ρεζαντί του κινητήρα εσωτερικής καύσης. Οι απαιτήσεις για τη λειτουργία αυτή είναι ελάχιστες, καθώς ο ηλεκτροκινητήρας έχει την μορφή μιας μικρής μίζας/γεννήτριας (BSG), ώστε σε πλήρη στάση να σβήνει το όχημα και να ξεκινά όταν ο οδηγός αφήσει το πεντάλ του φρένου. Από πολλούς δεν χαρακτηρίζεται ως αυστηρά υβριδικό ηλεκτρικό όχημα, γιατί δεν παρέχει επιπλέον ροπή στο όχημα [21].

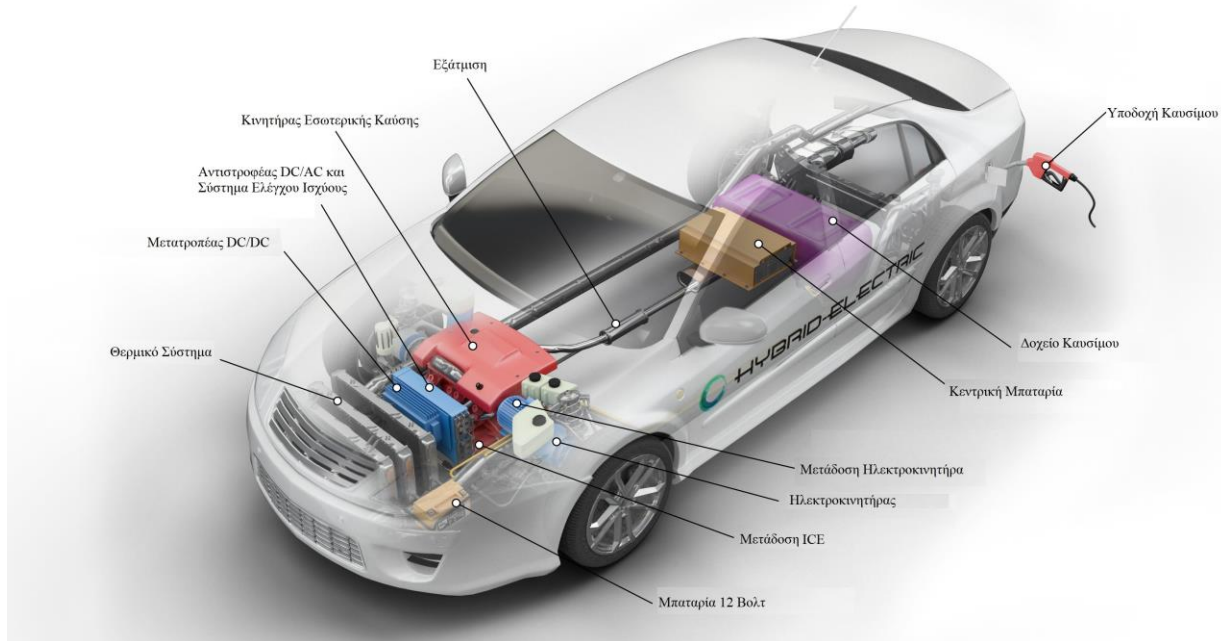
2.3.2.2 Ήπιο Υβριδικό Όχημα (Mild Hybrid Vehicle)

Το ήπιο υβριδικό μοιάζει αρκετά με το μικρό υβριδικό. Η διαφορά τους έγκειται στο αυξημένο μέγεθος σε ισχύς του ηλεκτροκινητήρα (ISG), που βρίσκεται μεταξύ του κινητήρα και του κιβωτίου ταχυτήτων και στην μπαταρία η οποία επιτρέπει την υποβοήθηση ισχύος κατά την διάρκεια της προώθησης του οχήματος. Ως αποτέλεσμα έχει τη μείωση του μεγέθους του κινητήρα εσωτερική καύσης [21].

2.3.2.3 Πλήρες Υβριδικό Όχημα (Complete Hybrid Vehicle)

Το πλήρες υβριδικό μπορεί να χρησιμοποιήσει τον ηλεκτροκινητήρα, ως μόνη πηγή ισχύος, ανάλογα με τη ζήτηση της ισχύος του οχήματος για την εκκίνηση. Η μπαταρία και ο ηλεκτροκινητήρας είναι σαφώς μεγαλύτεροι σε ισχύ και σε μέγεθος [20]. Το πλήρες υβριδικό όχημα διαθέτει ακόμα πιο μικρό κινητήρα εσωτερική καύσης, όμως απαιτεί την τεχνολογία της ηλεκτρικής μεταβλητής μετάδοσης (EVT), η οποία λειτουργεί ως διαχωριστής ισχύος, ώστε να λειτουργούν βέλτιστα οι δύο κινητήρες [21].

Συμπερασματικά, τα υβριδικά ηλεκτρικά οχήματα και στις τρεις κατηγορίες δεν έχουν μεγάλη χωρητικότητα (κιλοβατώρες) ηλεκτρικής μπαταρίας. Στα μικρά υβριδικά δεν απαιτείται, συνήθως, δευτερεύουσα μπαταρία για τον σκοπό των λειτουργιών της [20]. Η μπαταρία επαναφορτίζεται από τον κινητήρα εσωτερικής καύσης μέσω της γεννήτριας, ενώ κινείται, καθώς και μέσω της τεχνικής αναγεννητικού συστήματος πέδησης (regenerative braking system) αποτέλεσμα του φρεναρίσματος. Η μπαταρία είναι τύπου μολύβδου οξέος (lead acid) ή υδριδίου μετάλλου νικελίου (nickel metal hydride) [22]. Όπως και στην προηγούμενη κατηγορία ηλεκτρικού οχήματος, για τη μεταφορά της ενέργειας από τη μπαταρία προς τον ηλεκτροκινητήρα και αντίστροφα, χρησιμοποιείται αντιστροφείας DC/AC καθώς και η μονάδα ελέγχου ισχύος, η οποία εποπτεύεται και διαχειρίζεται τη μεταφορά αυτή και την ταχύτητα του οχήματος. Ανάλογα με το βαθμό υβριδοποίησης εξαρτάται και το μέγεθος, η πολυπλοκότητα και η ισχύ των συγκεκριμένων εξαρτημάτων. Φυσικά, δεν παραλείπονται και τα συστήματα του συμβατικού οχήματος, καθώς και η μπαταρία 12 Volt με τον μετατροπέα DC/DC για την επικοινωνία με την κύρια μπαταρία.

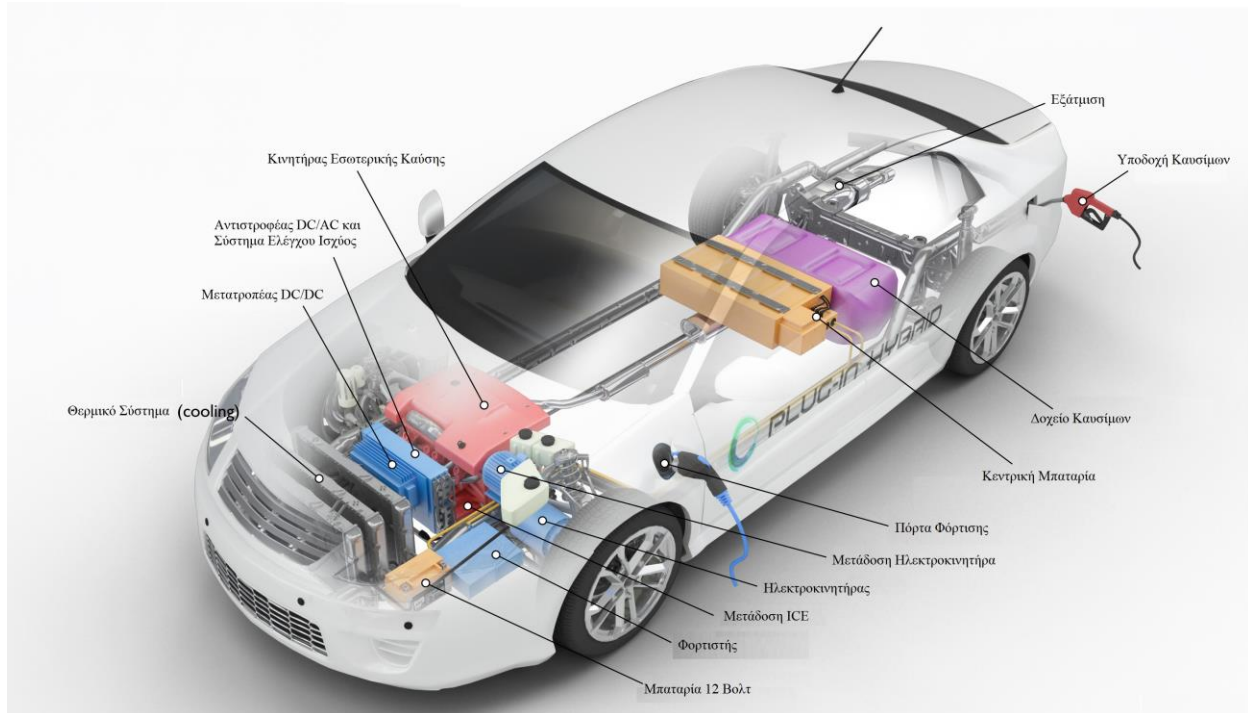


Εικόνα 6 : Εξαρτήματα του υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος [18]

2.3.3 Υβριδικό Ηλεκτρικό Όχημα με Πρίζα (Plug-in Hybrid Electric Vehicle)

Το Plug-in υβριδικό ηλεκτρικό όχημα είναι ένα πλήρες ηλεκτρικό όχημα, του οποίου η μπαταρία μπορεί να επαναφορτιστεί από εξωτερική πηγή, όπως το ηλεκτρικό όχημα μπαταρίας. Για το λόγο αυτό κάποιοι το κατατάσσουν σε μια τέταρτη κατηγορία υβριδοποίησης. Αξιοσημείωτες διαφορές, του plug-in υβριδικού οχήματος με το πλήρες υβριδικό, αποτελούν τα μεγαλύτερα σε ισχύ εξαρτήματα, το μέγεθος του ηλεκτροκινητήρα και της μπαταρίας. Η μπαταρία στην περίπτωση αυτή είναι ιόντων λιθίου (lithium ion) ή υδριδίου μετάλλου νικελίου (nickel metal hydride). [22] Λόγω της μεγάλης χωρητικότητας της ηλεκτρικής μπαταρίας, τα plug-in υβριδικά μπορούν να λειτουργούν με παροχή μόνο ηλεκτρικής ισχύος για μεγάλο χρονικό διάστημα και για αρκετά χιλιόμετρα. Φυσικά η απόσταση αυτή (range) δεν αντιστοιχεί στην αυτονομία του ηλεκτρικού οχήματος μπαταρίας. Το συγκεκριμένο όχημα διαθέτει επίσης αντιστροφέα DC/AC, όπου μετατρέπει τη συνεχή τάση της μπαταρίας σε εναλλασσόμενη για να τροφοδοτεί τον ηλεκτροκινητήρα. Η μεταφορά της ενέργειας από και προς τη μπαταρία και τον κινητήρα εποπτεύεται και διαχειρίζεται από μια εξελιγμένη μονάδα ελέγχου ισχύος (power control unit). Επιπλέον διατίθενται μπαταρία 12 Volt για τα διάφορα ηλεκτρονικά κυκλώματα, μετατροπέας DC-DC της κύριας μπαταρίας με αυτήν των 12 Volt, σύστημα διαχείρισης της μπαταρίας (BMS) σε περίπτωση μπαταρίας λιθίου για την εξισορρόπησή της και θερμικό σύστημα. Επίσης, παρέχονται δύο υποδοχές φόρτισης, μία για εναλλασσόμενη φόρτιση (AC) και μία για συνεχή

φόρτιση (DC). Όπως αναφέρθηκε ανωτέρω, στο ηλεκτρικό όχημα μπαταρίας, στην εναλλασσόμενη φόρτιση, παρεμβάλλεται μία μονάδα φόρτισης (on-board charger), η οποία μετατρέπει την AC τάση σε DC και ελέγχει το ρεύμα που φορτίζει τη μπαταρία.

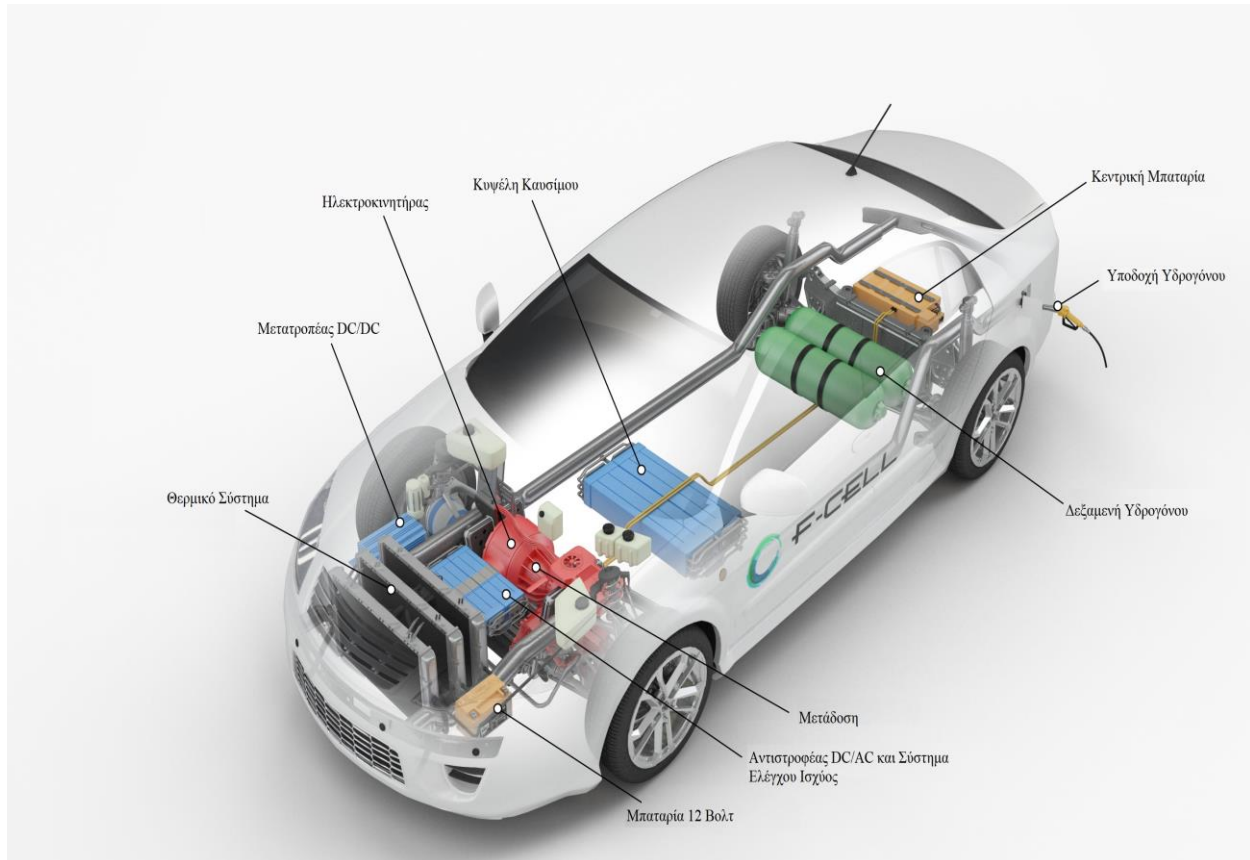


Εικόνα 7 : Εξαρτήματα του plug-in υβριδικού ηλεκτρικού οχήματος [18]

2.3.4 Ηλεκτρικό Όχημα Κυψέλης Καυσίμων (Fuel Cell Electric Vehicle)

Το ηλεκτρικό όχημα κυψέλης καυσίμων είναι τεχνικά παρόμοιο με το ηλεκτρικό όχημα μπαταρίας. Η μεγάλη σε χωρητικότητα μπαταρία αντικαθίσταται με μία μικρότερη, σε χωρητικότητα και μέγεθος, αλλά και από μία δεξαμενή αποθήκευσης υδρογόνου και κυψέλης καυσίμων. Η κυψέλη καυσίμων αποτελεί τον θάλαμο αντίδρασης του υδρογόνου, ώστε να μετατραπεί η χημική ενέργεια σε ηλεκτρική και να τροφοδοτηθεί ο ηλεκτροκινητήρας. Σημαντικό χαρακτηριστικό του οχήματος κυψέλης καυσίμων αποτελεί το γεγονός ότι η μπαταρία δεν φορτίζεται άμεσα από την κυψέλη του υδρογόνου, αλλά μέσω του ηλεκτροκινητήρα. Η ηλεκτρική μπαταρία φορτίζεται μέσω της τεχνικής αναγεννητικού συστήματος πέδησης (regenerative braking system) αποτέλεσμα του φρεναρίσματος, αλλά και μέσω της κίνησης του οχήματος χρησιμοποιώντας το υδρογόνο ως ενέργεια. Η μπαταρία επίσης ευθύνεται για τις ταχείες αλλαγές της ταχύτητας και την επιτάχυνση του οχήματος, διότι οι κυψέλες καυσίμων δεν μπορούν να αντιμετωπίσουν ξαφνικές μεγάλες απαιτήσεις [23]. Το

συγκεκριμένο όχημα διαθέτει και αυτό αντιστροφέα DC/AC και σύστημα ελέγχου ισχύος, όπως οι προηγούμενες κατηγορίες οχημάτων.



Εικόνα 8 : Εξαρτήματα του ηλεκτρικού οχήματος κυψέλης καυσίμων [18]

2.3.5 Ηλιακό Ηλεκτρικό Όχημα (Solar Powered Electric Vehicle)

Το ηλιακό ηλεκτρικό όχημα χρησιμοποιεί αποκλειστικά ηλεκτρική ενέργεια για την κίνηση και λειτουργία μέσω φωτοβολταϊκών στοιχείων (solar panels). Η συγκεκριμένη κατηγορία οχημάτων θεωρείται ακριβή και λειτουργεί μόνο σε περιοχές με υψηλή ηλιοφάνεια. Δεν είναι πρακτικό όχημα, για καθημερινή χρήση, καθώς η αυτονομία και η μέγιστη ταχύτητα είναι περιορισμένη και καθορίζεται από ένα κατώφλι. Τα φωτοβολταϊκά, με την πάροδο του χρόνου, γίνονται πιο αποτελεσματικά και το κόστος τους μειώνεται με αποτέλεσμα η τεχνολογία αυτή να γίνει, ίσως, πιο αποτελεσματική στο μέλλον ή να χρησιμοποιηθεί η λογική του συγκεκριμένου οχήματος συνδυαστικά με τα υβριδικά ή τα ηλεκτρικά οχήματα μπαταρίας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΥΠΟΔΟΜΕΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΟΧΗΜΑΤΩΝ

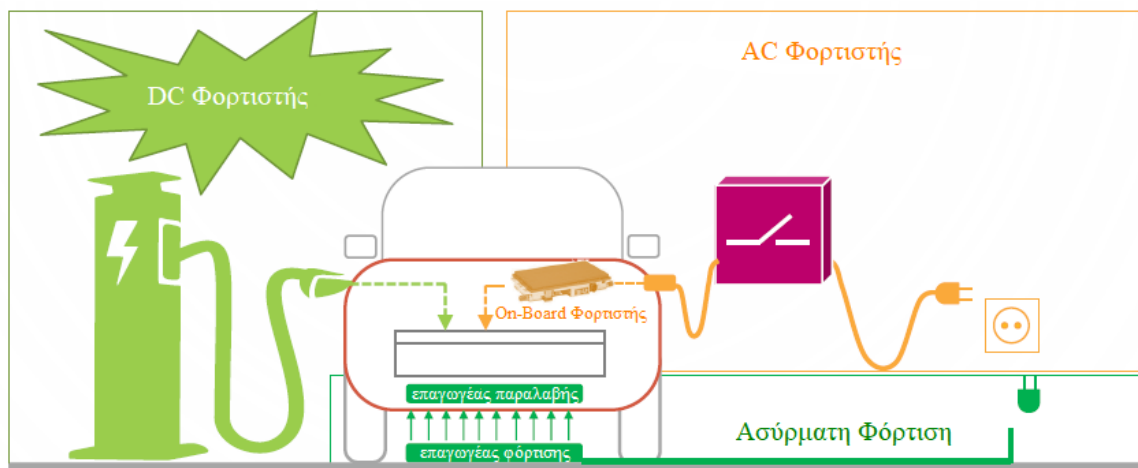
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΥΠΟΔΟΜΕΣ ΦΟΡΤΙΣΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΟΧΗΜΑΤΩΝ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Για να γίνει επιτυχής η ανάπτυξη των ηλεκτρικών οχημάτων, απαραίτητη κρίνεται η ανάπτυξη υποδομών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων σε δημόσια ή ιδιωτική ιδιοκτησία, καθώς και η εισαγωγή διεθνών προτύπων ηλεκτρικών φορτιστών και ηλεκτρικών οχημάτων. Η ανάπτυξη των τυποποιήσεων των προτύπων αναπτύσσονται κυρίως στην Αμερική και την Ιαπωνία και με βραδύτερη πρόοδο στην Ευρωπαϊκή ένωση [24]. Στην ΕΕ φορέας για την ανάπτυξη και καθιέρωση των προτύπων αποτελεί η Διεθνής Ηλεκτροτεχνική Επιτροπή (IEC). Είναι σημαντικό να υπάρχει συγχώνευση προτύπων και τεχνολογίας φόρτισης, έτσι ώστε η υποδομή φόρτισης να είναι κοινή, οι πελάτες να είναι άνετοι με την τεχνολογία και το κόστος κατασκευής να μειώνεται.

3.2 Είδη Φόρτισης

Για τη φόρτιση της μπαταρίας των ηλεκτρικών οχημάτων υπάρχουν τρεις βασικοί τρόποι: [25].



Εικόνα 9 : Βασικοί τρόποι φόρτισης της ηλεκτρική μπαταρίας [25]

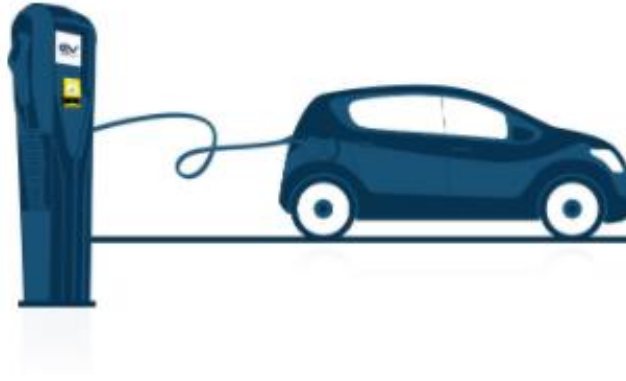
3.2.1 Αγωγή Φόρτιση

Στην αγωγή φόρτιση, τα οχήματα συνδέονται φυσικά με ένα σημείο φόρτισης χρησιμοποιώντας ένα καλώδιο και ένα βύσμα. Αποτελεί τον πιο συχνά χρησιμοποιούμενο τρόπο φόρτισης επειδή μπορεί να πραγματοποιηθεί και σε οποιοδήποτε χώρο βρίσκονται οι σταθμοί φόρτισης. Οι σταθμοί φόρτισης μπορούν εύκολα να εγκατασταθούν σε σπίτια, σε δημόσιους δρόμους ή εμπορικούς, καθώς και σε ιδιωτικούς χώρους.



Εικόνα 10 : Πιθανές τοποθεσίες εγκατάστασης φορτιστών ηλεκτρικών οχημάτων

Οι σταθμοί φόρτισης χωρίζονται σε εναλλασσόμενου ρεύματος σταθμούς (AC) και σε συνεχούς ρεύματος σταθμούς (DC). Οι AC σταθμοί κατατάσσονται και ως ημιταχείας φόρτισης, καθώς η ισχύς που μπορούν να δώσουν είναι περιορισμένη. Τους συναντάμε σε οποιοδήποτε δημόσιο ή ιδιωτικό χώρο, καθώς η εγκατάσταση είναι απλή και η τιμή τους προσιτή. Οι DC σταθμοί ονομάζονται και ταχυφορτιστές, καθώς η ισχύς που προσφέρουν είναι μεγάλη, ενώ τους συναντάμε κυρίως σε δημόσιους ή εμπορικούς δρόμους λόγω της αυξημένης τιμής τους και της πολυπλοκότητας της εγκατάστασης.



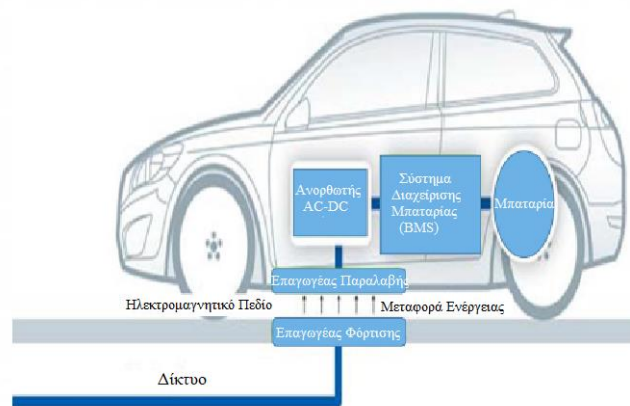
Εικόνα 11 : Αγωγή φόρτιση [26]

3.2.2 Ασύρματη Φόρτιση

Η ασύρματη φόρτιση, γνωστή και ως επαγωγική φόρτιση, δεν απαιτεί σταθερή φυσική σύνδεση μεταξύ της εγκατάστασης φόρτισης και του οχήματος. Αντί αυτού, το σύστημα δημιουργεί ένα τοπικό ηλεκτρομαγνητικό πεδίο γύρω από τον επαγωγέα φόρτισης, το οποίο ενεργοποιείται όταν ένα ηλεκτρικό όχημα με τον αντίστοιχο επαγωγέα παραλαβής τοποθετηθεί πάνω του. Η ασύρματη φόρτιση αποτελεί την πιο απλή μέθοδο φόρτισης και την πιο ασφαλή, καθώς ο χρήστης δεν χρειάζεται να προβεί σε οποιαδήποτε σύνδεση καλωδίου για να ξεκινήσει τη φόρτιση. Η ασύρματη φόρτιση χωρίζεται στη στατική και στη δυναμική ασύρματη φόρτιση. Η στατική φόρτιση αφορά ακινητοποιημένο όχημα, ενώ η δυναμική φόρτιση αφορά όχημα εν κινήσει. Η ασύρματη φόρτιση κατέχεται από αρκετά μειονεκτήματα και για το λόγο αυτό δεν χρησιμοποιείται ακόμα εμπορικά.

Μερικά μειονεκτήματα είναι:

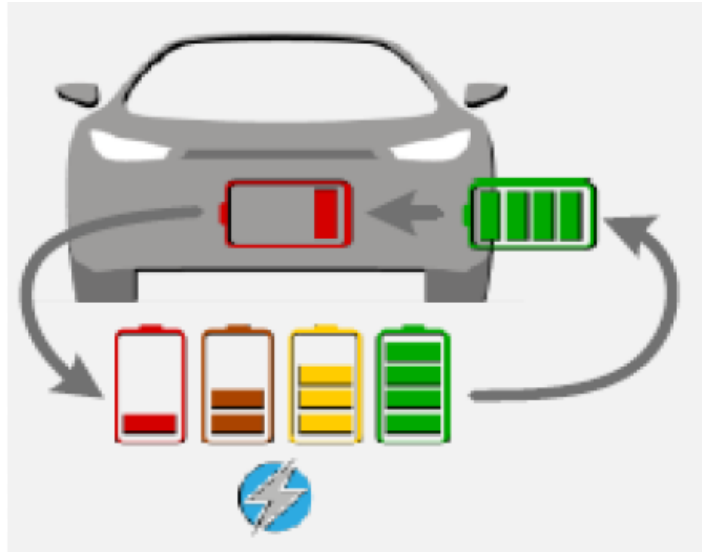
- Το μεγάλο κόστος επένδυσης
- Η απώλεια ισχύος και ο μικρός βαθμός απόδοσης
- Η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία



Εικόνα 12 : Ασύρματη Φόρτιση [25]

3.2.3 Εναλλαγή Μπαταρίας (Battery Swap)

Η εναλλαγή μπαταριών είναι μια τεχνική που συνίσταται στην εναλλαγή μιας αποφορτισμένης μπαταρίας ηλεκτρικού οχήματος με μια ήδη φορτισμένη. Αυτό θα αντικαταστήσει την επαναφόρτιση, εξαλείφοντας έτσι τους μεγάλους χρόνους ανεφοδιασμού. Ο μεγάλος χρόνος ανεφοδιασμού αποτελεί το βασικότερο αρνητικό χαρακτηριστικό των ηλεκτρικών οχημάτων. Η τεχνική αυτή θυμίζει αρκετά την ήδη γνωστή τεχνική ανεφοδιασμού των συμβατικών οχημάτων. Η εναλλαγή μπαταρίας πρέπει να πραγματοποιείται σε συγκεκριμένο σταθμό με τη σωστή τεχνολογία και οι μπαταρίες πρέπει να κατασκευάζονται σύμφωνα με ένα συγκεκριμένο πρότυπο. Η τεχνική αυτή ακόμα εξετάζεται και δεν χρησιμοποιείται. Η μπαταρία αποτελεί ένα από τα μεγαλύτερα κόστη στο ηλεκτρικό όχημα, με αποτέλεσμα ο ιδιοκτήτης να μην επιθυμεί την εναλλαγή της, με κάποια που δεν γνωρίζει. Επίσης, δεν έχει καθιερωθεί κάποιο πρότυπο προς τον σχεδιασμό των μπαταριών, με αποτέλεσμα η εναλλαγή μπαταρίας να καθίσταται αδύνατη στην υλοποίηση της.



Εικόνα 13 : Μέθοδος Εναλλαγής Μπαταρίας [25]

Στην Ευρώπη και ειδικότερα στην Ελλάδα κυριαρχεί η αγωγίμη φόρτιση. Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι να εστιάσει στη φόρτιση μέσω καλωδίου και να αναλυθεί η τεχνική.

3.3 Σταθμοί Φόρτισης Ηλεκτρικών οχημάτων

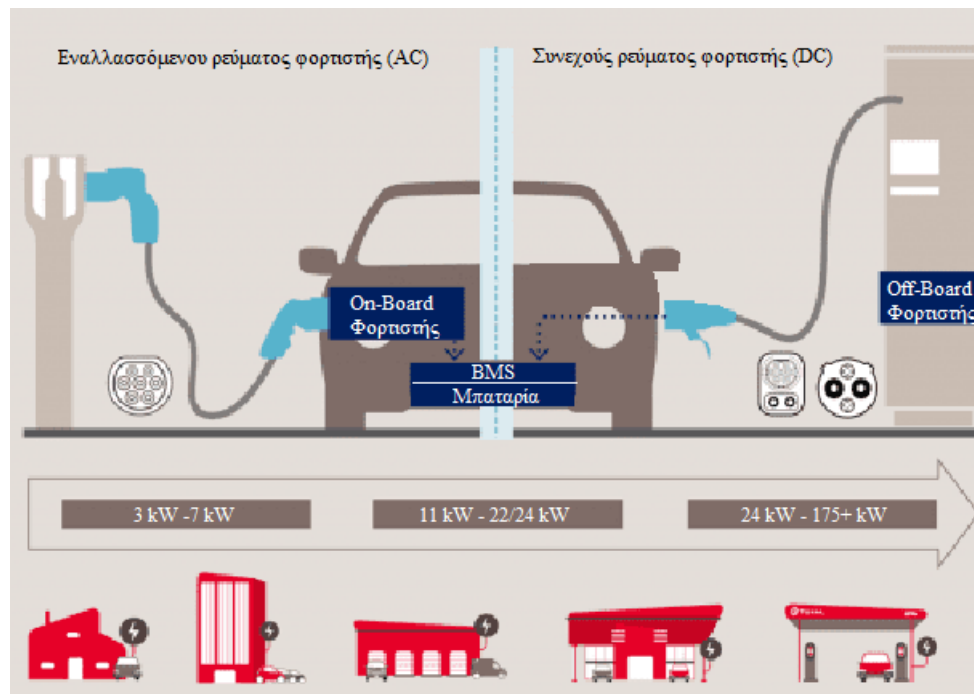
Οι σταθμοί φόρτισης αποτελούν εγκαταστάσεις, όπου έχουν τοποθετηθεί ένας ή περισσότεροι φορτιστές ηλεκτρικού οχήματος. Ο φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος (EVSE) είναι μία συσκευή η οποία λαμβάνει ισχύ από το ηλεκτρικό δίκτυο και επιτρέπει τη φόρτιση της μπαταρίας των ηλεκτρικών οχημάτων. Στο σημείο αυτό να αναφερθεί ότι η πλήρης επικρατήσασα ονομασία στα αγγλικά είναι Electric Vehicle Supply Equipment (EVSE). Στην ελληνική γλώσσα η πιο στενή απόδοση του όρου είναι «Εξοπλισμός Προμήθειας Ηλεκτρικών Οχημάτων». Στην Ελλάδα έχει επικρατήσει ο όρος «φορτιστής» ηλεκτρικών οχημάτων, γεγονός που δημιουργεί σύγχυση, καθώς ο AC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος, αντικείμενο ανάλυσης της παρούσας εργασίας, δεν έχει ακριβώς τη λειτουργία των φορτιστών που γνωρίζουμε, αλλά χρησιμοποιείται για τη μεταφορά ενέργειας φόρτισης υπό ασφαλείς συνθήκες, επιθυμητού ελέγχου και διαχείρισης. Στην παρούσα διπλωματική θα χρησιμοποιείται ο διαδεδομένος όρος «φορτιστής».

Υπάρχουν τρεις λειτουργίες που πρέπει να εκτελεστούν ώστε να επιτραπεί η φόρτιση της ηλεκτρικής μπαταρίας από το δίκτυο. Οι δύο αφορούν ηλεκτρικές λειτουργίες και η άλλη μηχανική. Οι ηλεκτρικές λειτουργίες περιλαμβάνουν τη διαδικασία διόρθωσης, ελέγχου και ρύθμισης της τάσης-ρεύματος τροφοδοσίας σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά της φόρτισης. Η μηχανική λειτουργία αφορά τη σύνδεση του ηλεκτρικού οχήματος με τον ηλεκτρικό φορτιστή από τον χρήστη [27].

Ο φορτιστής αποτελεί συνδυασμό φόρτισης μπαταρίας και τερματισμού. Οι τρεις βασικές του λειτουργίες είναι :

- Η φόρτιση της ηλεκτρικής μπαταρίας
- Η σταθεροποίηση και βέλτιστη προσαρμογή του ρυθμού φόρτισης
- Ο τερματισμός της φόρτισης

Όπως αναφέρθηκε, οι φορτιστές διακρίνονται σε εναλλασσόμενου ρεύματος (AC) και συνεχούς ρεύματος (DC).



Εικόνα 14 : Σχεδιάγραμμα εναλλασσόμενου και συνεχούς ρεύματος φορτιστή [28]

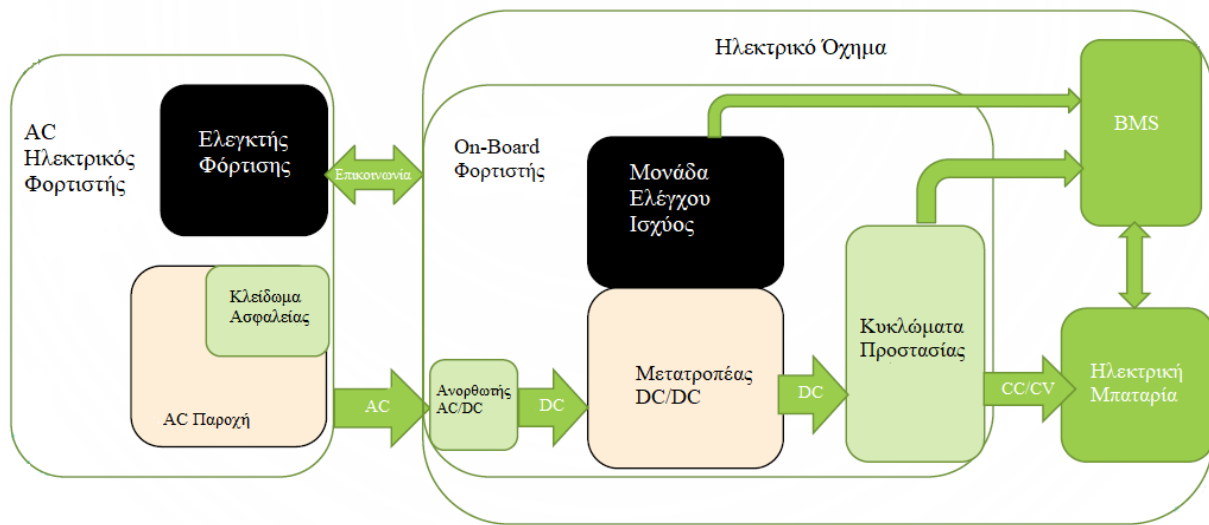
Οι φορτιστές ηλεκτρικών οχημάτων κατασκευάζονται σύμφωνα με πρότυπα. Πρότυπο είναι ένας συμφωνημένος τρόπος για να κατασκευαστεί κάτι με συνεπή και επαναλαμβανόμενο τρόπο. Τα πρότυπα θέτουν ελάχιστες απαιτήσεις όσον αφορά την ασφάλεια, την αξιοπιστία, την αποδοτικότητα και την εμπιστοσύνη. Τα βασικά πρότυπα σύμφωνα με τη Διεθνή Ηλεκτροτεχνική Επιτροπή (IEC) που αφορούν τη φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων παρουσιάζονται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 15 : Βασικά πρότυπα για την φόρτιση ηλεκτρικών αυτοκινήτων [29]

3.3.1 AC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος

Ο AC φορτιστής έχει ως είσοδο και έξοδο εναλλασσόμενο ρεύμα. Η είσοδος του συνδέεται στο ηλεκτρικό δίκτυο, ενώ έξοδό του αποτελεί το βύσμα. Για τη μεταφορά της ενέργειας εναλλασσόμενου ρεύματος στην ηλεκτρική μπαταρία του ηλεκτρικού οχήματος, απαιτείται μονάδα φόρτισης, καθώς η μπαταρία είναι συνεχούς ρεύματος. Στο σημείο αυτό, χρειάζεται να διασαφηθούν οι όροι "φορτιστής" και "μονάδα φόρτισης". Όπως αναφέρθηκε στην παραπάνω παράγραφο 3.3, ο AC φορτιστής που μελετάται δεν διατυπώνει την ακριβή ορολογία, επομένως για την αποφυγή σύγχυσης ο φορτιστής ηλεκτρικής μπαταρίας (on-board charger), με τη σωστή ερμηνεία, αναφέρεται στην παρούσα μελέτη, ως μονάδα φόρτισης. Στα ηλεκτρικά οχήματα έχει θεσπιστεί, ως πρότυπο, να περιλαμβάνουν τη μονάδα φόρτισης, η οποία θα μετατρέψει την εναλλασσόμενη ισχύ ρεύματος, στην κατάλληλη συνεχούς ρεύματος ισχύ, για τη φόρτιση της μπαταρίας. Επειδή η μονάδα φόρτισης περιλαμβάνεται σε κάθε ηλεκτρικό όχημα χαρακτηρίζεται ως On-Board Charger. Ο On-Board Charger αποτελεί ανορθωτή AC/DC, όπου απαρτίζεται από μονάδα διόρθωσης συντελεστή ισχύος (power factor correction) και DC/DC μετατροπέα [25], [30]. Στην παρακάτω εικόνα παραθέτεται η αρχιτεκτονική της φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος μέσω AC φορτιστή.



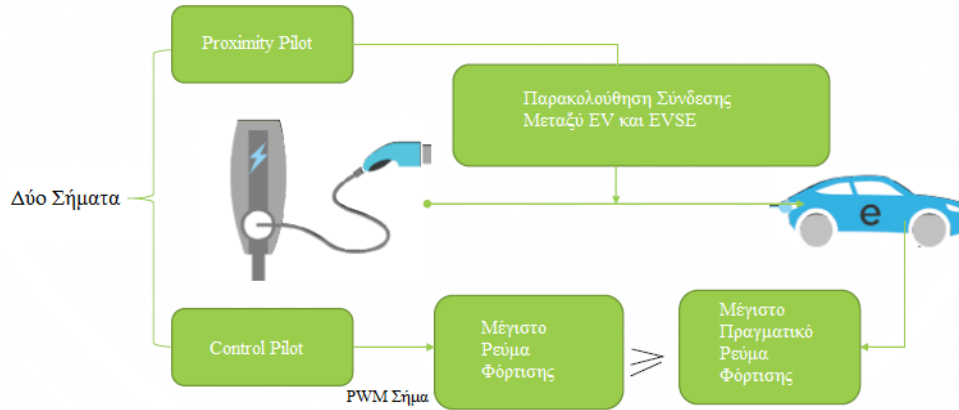
Εικόνα 16 : Αρχιτεκτονική φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος εναλλασσόμενου ρεύματος φορτιστή [25]

Ο AC ηλεκτρικός φορτιστής περιλαμβάνει τα εξής μέρη:

3.3.1.1 Ελεγκτή Φόρτισης (Charge Controller)

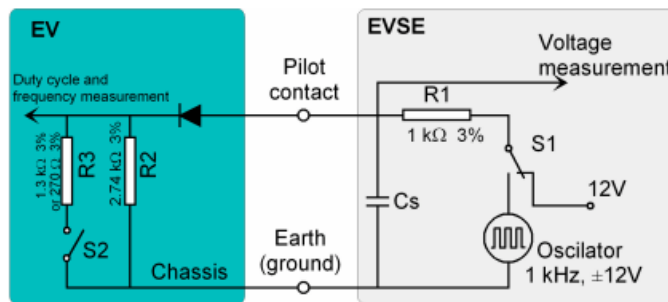
Ο ελεγκτής φόρτισης επικοινωνεί με το ηλεκτρικό όχημα και πιο ειδικά με τον on-board charger μέσω σημάτων ελέγχου (control pilot, proximity pilot) και ελέγχει πριν την έναρξη της διαδικασίας της φόρτισης τα ακόλουθα:

- Αν το ηλεκτρικό όχημα είναι σωστά συνδεδεμένο στον ηλεκτρικό φορτιστή
- Το μέγιστο ρεύμα που μπορεί να αντέξει ο φορτιστής
- Εάν το σύστημα γείωσης του οχήματος είναι συνδεδεμένο στον ηλεκτρικό φορτιστή



Εικόνα 17 : Σήματα Ελέγχου Ελεγκτή [25]

Το σήμα επικοινωνίας που αποστέλλεται από τον φορτιστή στο ηλεκτρικό όχημα, μέσω του σήματος ελέγχου (CP), έχει σχήμα τετραγωνικού κύματος (PWM) συχνότητας 1 kHz και εύρος τάσης $\pm 12.0 - \pm 0.4$ V με την γείωση [31]. Ανάλογα με την τάση και το duty cycle της κυματομορφής καθαρίζονται οι συνθήκες της φόρτισης. Σύμφωνα με το πρότυπο IEC 61851 το πιλοτικό κύκλωμα απεικονίζεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 18 : Τυπικό πιλοτικό κύκλωμα ελέγχου σύμφωνα με το πρότυπο IEC 61851 [31]

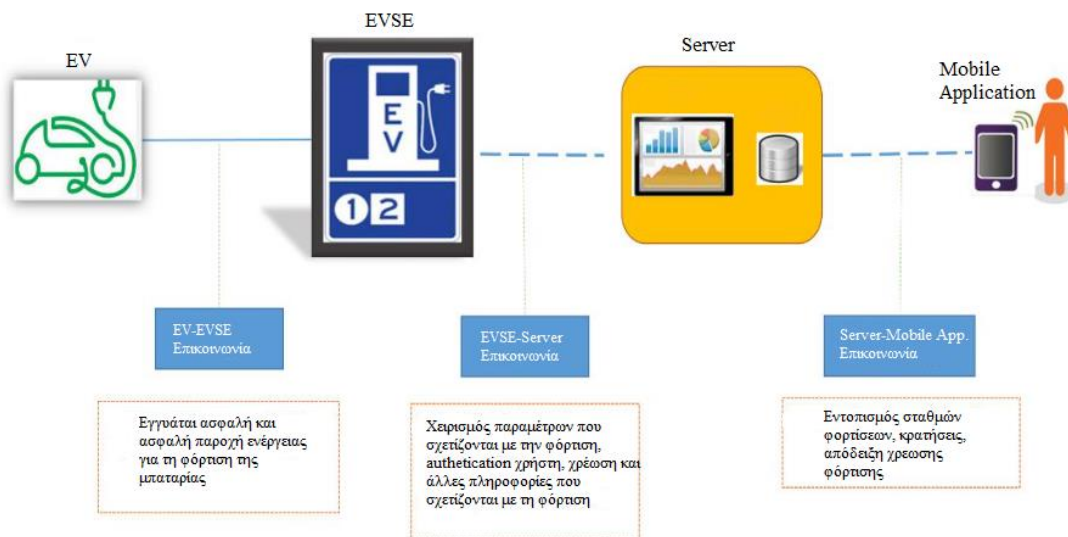
3.3.1.2 Κλείδωμα Ασφαλείας

Το κλείδωμα ασφαλείας ενεργοποιείται μέσω του ελεγκτή φόρτισης, με την έναρξη της φόρτισης και απενεργοποιείται αντίστοιχα με τον τερματισμό της φόρτισης. Το κλείδωμα ασφαλείας κλειδώνει το καλώδιο του χρήστη στο βύσμα, ώστε να μην μπορέσει να αποσυνδεθεί κατά την φόρτιση.

3.3.1.3 Διάφορα Άλλα Κυκλώματα

Το ηλεκτρικό κύκλωμα του φορτιστή δέχεται ως είσοδο την AC παροχή από το δίκτυο και διαχειρίζεται τη φόρτιση. Είναι υπεύθυνο για τη σταθεροποίηση της φόρτισης και τον τερματισμό της, όταν ο ελεγκτής φόρτισης το επιβάλλει. Τον τερματισμό της φόρτισης αναλαμβάνει το ρελέ ισχύος. Αρκετοί ηλεκτρικοί φορτιστές διαθέτουν πάνω από ένα ρελέ ισχύος. Επίσης οι AC φορτιστές διακρίνονται σε έξυπνους (smart) και απλούς φορτιστές.

Οι έξυπνοι φορτιστές περιλαμβάνουν, επιπλέον αισθητήρες για τη μέτρηση των παραμέτρων της φόρτισης, authentication χρήστη, ενσωματωμένες πύλες πληρωμών και επεξεργαστή για την επεξεργασία των μετρήσεων και απομακρυσμένη παρακολούθηση [32]. Το πρωτόκολλο επικοινωνίας που χρησιμοποιείται συνήθως είναι το OCPP και η επικοινωνία συντελείται μέσω Sim Card, Ethernet, Bluetooth ή Wi-Fi [33]. Οι δημόσιοι φορτιστές οφείλουν να είναι έξυπνοι ώστε να επιτυγχάνεται ο έλεγχος μέσω authentication του χρήστη, η πληρωμή και ο απομακρυσμένος έλεγχος.



Εικόνα 19 : Διάγραμμα επικοινωνιών των έξυπνων φορτιστών [32]

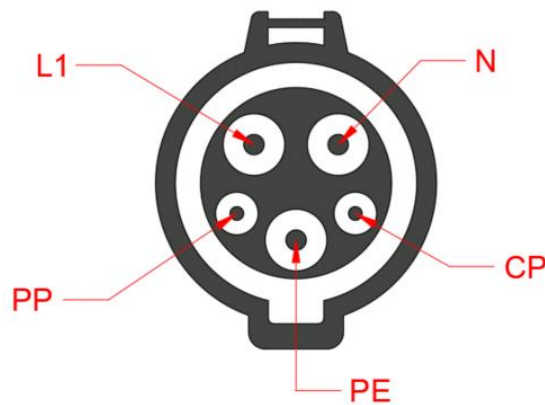
Ακόμα, αρκετοί ηλεκτρικοί φορτιστές ενσωματώνουν και τη συσκευή ανίχνευσης υπολειπόμενου ρεύματος RDC-DD. Το γεγονός αυτό μειώνει τα έξοδα εγκατάστασης, καθώς απαιτείται RCD τύπου A για την προστασία έναντι διαρροής σύμφωνα με το πρότυπο IEC 62955. Αντίθετα ο εγκαταστάτης είναι υποχρεωμένος να εγκαταστήσει RCD τύπου B, το οποίο αυξάνει το κόστος εγκατάστασης [34].

3.3.1.4 Βύσματα

Όταν άρχισαν να εμφανίζονται αρκετά ηλεκτρικά οχήματα, κάθε εταιρία κατασκεύαζε το δικό της βύσμα. Το γεγονός αυτό δεν ήταν πρακτικό, γιατί υπάρχει σύγχυση στους χρήστες για την αναζήτηση του κατάλληλου φορτιστή. Τα τελευταία χρόνια έχει περιοριστεί η κατάσταση αυτή μέσω των προδιαγραφών. Τα βύσματα που συναντιούνται σε AC φορτιστές ηλεκτρικών οχημάτων είναι τα εξής [29] :

- Type 1

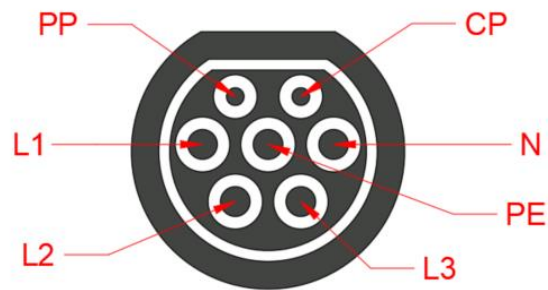
Η Αμερική ήταν η πρώτη χώρα που κατέληξε επίσημα σε προδιαγραφές για τη φόρτιση ηλεκτρικών οχημάτων μέσω του προτύπου J1772 και του βύσματος Type 1. Καλύπτει τις γενικές ηλεκτρικές προδιαγραφές, το πρωτόκολλο επικοινωνίας (CP,PP) και τις απαιτήσεις απόδοσης [35]. Αφορά μονοφασική παροχή επομένως η ισχύς του φορτιστή δεν μπορεί να ξεπεράσει τα 7.4 kW.



Εικόνα 20 : Βύσμα ακροδέκτη Type 1

- Type 2

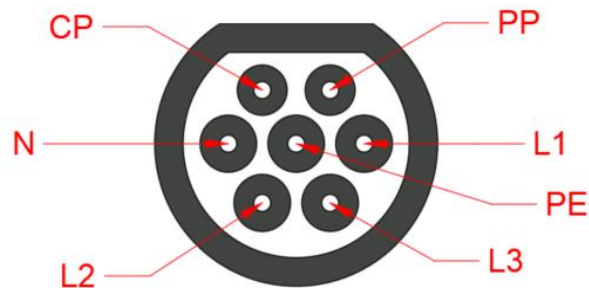
Δημιουργήθηκε εντός της Ευρώπης, σε συνέχεια της δημιουργίας του Type 1 από την Αμερική. Αποτελεί το επίσημο βύσμα φόρτισης στην Ευρώπη από το 2013 μέσω της καθιέρωσης του προτύπου IEC 62196. Το βύσμα Type 2 συχνά αναφέρεται και ως Mennekes. Το βύσμα αυτό δέχεται τριφασική παροχή, υποστηρίζοντας φυσικά και τη μονοφασική [35]. Οι συγκεκριμένες φορτιστές φτάνουν σε ισχύ τα 22 kW.



Εικόνα 21 : Βύσμα ακροδέκτη Type 2

- GB/T AC

Καθιερώθηκε ως πρότυπο Guobiao 20234.2-2015 από την Κίνα και την Ινδία και αποτελεί το αντίθετο βύσμα του Type 2 με αρσενικούς ακροδέκτες.



Εικόνα 22 : Βύσμα ακροδέκτη GB/T AC

- Tesla

Η Tesla είναι η μόνη εταιρία που δεν ακολουθεί τα πρότυπα βυσμάτων, αλλά έχει κατασκευάσει το δικό της, το οποίο της επιτρέπει από το ίδιο βύσμα να συνδεθεί για φόρτιση AC και DC. Πρόσφατα όμως, άλλαξε για το μοντέλο της Model 3 το βύσμα σε type 2 που πωλείται στην Ευρώπη.

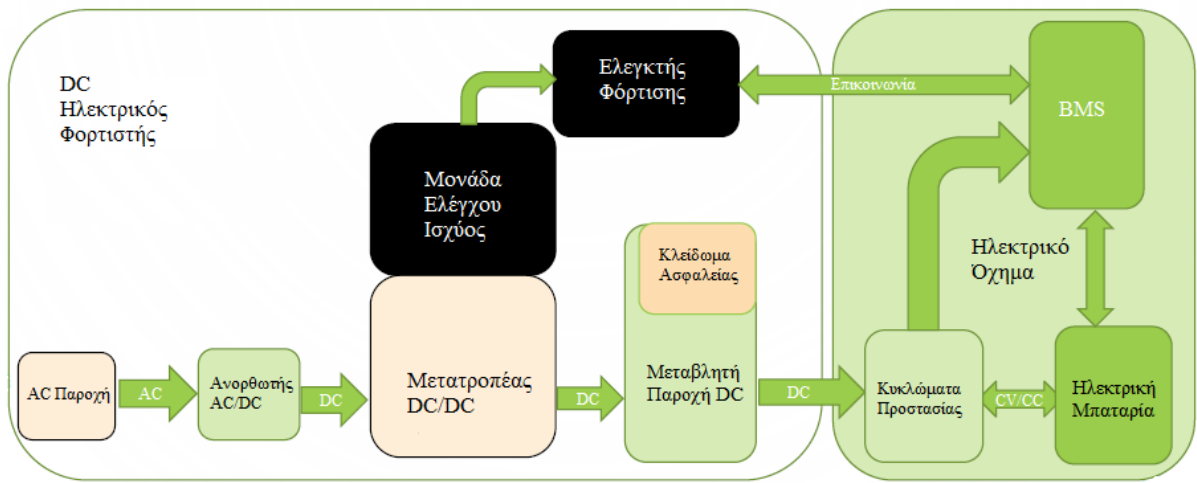


Εικόνα 23 : Βύσμα ακροδέκτη Tesla AC

Οι AC φορτιστές ποικίλουν ως προς την ισχύ που μπορούν να υποστηρίξουν. Η ισχύς τους εξαρτάται από την παροχή της τροφοδοσίας, τριφασική ή μονοφασική, σε συνδυασμό με το βύσμα, καθώς και από την αρχιτεκτονική του φορτιστή. Το μέγιστο ρεύμα περιορίζεται στα 32 A, τόσο για μονοφασική όσο και για τριφασική παροχή. Στην Ευρώπη, όπου τα ηλεκτρικά δίκτυα έχουν φασική τάση 230 V, για μονοφασική παροχή οι συνήθεις διαθέσιμες ισχύς είναι τα 3.7 kW και 7 kW, ενώ για τριφασική είναι τα 11 kW και 22 kW. Ανάλογα με τις ανάγκες και τις προϋποθέσεις στον σταθμό φόρτισης τοποθετούνται και οι ανάλογοι AC φορτιστές. Τα οχήματα που υποστηρίζουν πάνω από 7 kW, μέγιστη ισχύ φόρτισης του on-board φορτιστή, είναι λίγα αλλά δεν αποκλείεται στο μέλλον να αυξηθούν. Ήδη έχουν αρχίσει εργασίες για την πραγματοποίηση της ισχύος στους on-board φορτιστές χρησιμοποιώντας εξαρτήματα συστημάτων πρόωσης, καθώς η πρόωση και η διαδικασία της φόρτισης δεν είναι ταυτόχρονη [36].

3.3.2 DC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος

Ο DC φορτιστής ηλεκτρικού οχήματος δέχεται στην είσοδο τριφασικό εναλλασσόμενο ρεύμα ισχύος από το ηλεκτρικό δίκτυο και στην έξοδο του παρέχει συνεχές ρεύμα ισχύος. Σε αυτή τη μέθοδο φόρτισης το ρεύμα DC αποστέλλεται απευθείας στη μπαταρία του ηλεκτρικού οχήματος μέσω της θύρας φόρτισης. Το γεγονός αυτό επιτρέπει στους φορτιστές αυτούς την επαναφόρτιση της ηλεκτρικής μπαταρίας του οχήματος, μέσω μεγάλης ποσότητας ισχύος και για το λόγο αυτό αποκαλούνται συχνά ταχυφορτιστές. Στην περίπτωση του DC φορτιστή η μονάδα φόρτισης της μπαταρίας εντοπίζεται στον φορτιστή, για τον λόγο αυτό ονομάζεται Off-Board. Επειδή η DC φόρτιση αφορά μεγάλες ισχύες θα ήταν αδύνατο να τοποθετηθεί στο όχημα, όπως στην περίπτωση του AC, καθώς υπάρχουν περιορισμοί χώρου, κόστους, βάρους και θέματα ασφαλείας [36]. Οι DC φορτιστές λόγω της υψηλότερης ικανότητας, η μετατροπή ισχύος και το στάδιο ελέγχου γίνονται πιο ογκώδη, με αποτέλεσμα να είναι ακριβότεροι, μεγαλύτεροι σε μέγεθος και πολυπλοκότεροι έναντι των AC [36].



Εικόνα 24 : Αρχιτεκτονική φόρτισης ηλεκτρικού οχήματος συνεχούς ρεύματος φορτιστή [25]

Ο DC ηλεκτρικός φορτιστής περιλαμβάνει τα εξής κύρια μέρη:

3.3.2.1 Ελεγκτή Φόρτισης

Ο ελεγκτής φόρτισης είναι υπεύθυνος για την επικοινωνία που συντελείται μεταξύ του ελεγκτή και του συστήματος διαχείρισης της μπαταρίας (BMS). Τα σήματα επικοινωνίας, καθώς και το πρωτόκολλο ελέγχου, δεν είναι σταθερά όπως στην AC φόρτιση, αλλά διαφέρουν ανάλογα με το βύσμα DC. Για τη φόρτιση DC απαιτείται επικοινωνία υψηλού επιπέδου (HLC) για τη μεταφορά πολύπλοκων πληροφοριών. Σε όλες τις περιπτώσεις, όμως, ο ελεγκτής ορίζει το ξεκίνημα της φόρτισης μετά από την επιτυχή επικοινωνία με το όχημα και τον έλεγχο της μόνωσης. Ανάλογα με τα βύσματα και το πρωτόκολλο επικοινωνίας, διαφέρει η ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ ηλεκτρικού οχήματος και φορτιστή. Τα πρωτόκολλα θα αναλυθούν πιο αναλυτικά στην παράγραφο με τα βύσματα.

3.3.2.2 Κλείδωμα Ασφαλείας

Το κλείδωμα ασφαλείας, όπως και στην περίπτωση εναλλασσόμενης φόρτισης, ενεργοποιείται με την έναρξη της φόρτισης και απενεργοποιείται αντίστοιχα με τον τερματισμό της φόρτισης.

Το κλείδωμα ασφαλείας κλειδώνει το καλώδιο του χρήστη στο βύσμα ώστε να μην μπορέσει να αποσυνδεθεί κατά την φόρτιση, προστατεύοντας από κλοπή, αλλά ταυτόχρονα προστατεύοντας και τον χρήστη.

3.3.2.3 Ανορθωτή AC/DC

Η διάταξη του ανορθωτή είναι υπεύθυνη για τη μετατροπή της εναλλασσόμενης ισχύος σε συνεχή. Περιλαμβάνει κύκλωμα διόρθωσης συντελεστή ισχύος (power factor correction), το οποίο διασφαλίζει ότι η απαιτούμενη ποιότητα ισχύος στην πλευρά του ηλεκτρικού δικτύου συμμορφώνεται με τις προϋποθέσεις του. Ανάλογα με την τοπολογία και την τεχνολογία των ηλεκτρικών ισχύων που χρησιμοποιούνται στο κύκλωμα PFC, ο ανορθωτής μπορεί να επιτρέψει και αμφίδρομη μεταφορά ισχύος, δηλαδή να επιτελέσει λειτουργία αντιστροφέα.

3.3.2.4 Μετατροπέας DC/DC

Ο μετατροπέας DC/DC προσφέρει γαλβανική απομόνωση ισχύος μεταξύ του ηλεκτρικού οχήματος και του δικτύου και ενσωματώνει, επίσης, την παράλληλη συνδεσιμότητα στο στάδιο εξόδου του φορτιστή. Η ύπαρξη της γαλβανικής απομόνωσης καθίσταται ιδιαίτερης σημασίας σε περιπτώσεις μεγάλης ισχύος, καθώς προσφέρει αρκετά πλεονεκτήματα ασφάλειας έναντι ηλεκτροπληξίας, αλλά και προστασία εξοπλισμού. Η μέγιστη ισχύς του μετατροπέα DC/DC καθορίζει και τη μέγιστη ισχύ του φορτιστή, ενώ συχνά αντί για μια μονάδα μετατροπέα χρησιμοποιούνται περισσότεροι, οι οποίοι συνδέονται παράλληλα για την αύξηση της συνολικής ισχύος του φορτιστή [37]. Ανάλογα με την τοπολογία των μετατροπέων DC/DC που χρησιμοποιούνται, μπορούν να υποστηρίξουν και αμφίδρομη μεταφορά ισχύος. Η τάση εξόδου τους είναι μεταβλητή, ώστε να εφαρμόζεται σε κάθε περίπτωση ηλεκτρικού οχήματος, κάθε ηλεκτρικής τάσης μπαταρίας. Οι τρέχοντες ηλεκτρικές κύριες μπαταρίες των ηλεκτρικών οχημάτων κυμαίνονται μεταξύ τάσεων λειτουργίας 200-800 Volt [38].

3.3.2.5 Μονάδα Ελέγχου Ισχύος

Η μονάδα ελέγχου ισχύος (power control unit) ελέγχει τη φόρτιση της μπαταρίας. Συλλέγει τις πληροφορίες της μπαταρίας, μέσω της επικοινωνίας του με το BMS και προσαρμόζει ανάλογα με τις προδιαγραφές τη φόρτιση, επιβάλλοντας στον μετατροπέα τις κατάλληλες συνθήκες λειτουργίας του. Ο έλεγχος αυτός δεν βασίζεται σε επικοινωνία του μετατροπέα με το

πρωτόκολλο επικοινωνίας του ηλεκτρικού οχήματος, αλλά εξαρτάται από την κατάσταση φόρτισης και το ρεύμα φόρτισης της μπαταρίας [39].

3.3.2.6 Διάφορα Άλλα Κυκλώματα

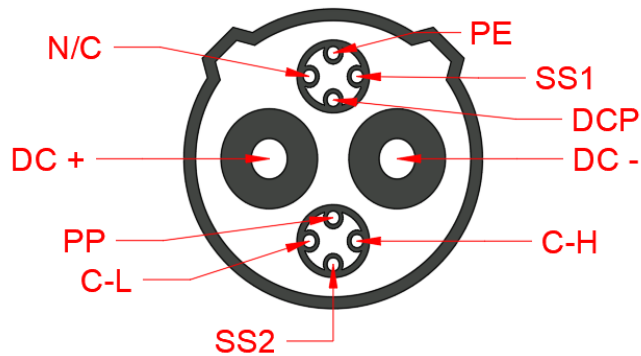
Τα κυκλώματα στον DC φορτιστή σε συνδυασμό με τη μονάδα ισχύος και τον ελεγκτή φόρτισης είναι υπεύθυνα για τον τερματισμό της φόρτισης. Ο συνεχούς ρεύματος φορτιστής αποτελεί πάντα έξυπνο (smart) φορτιστή, καθώς εντοπίζονται κυρίως σε δημόσια σημεία και η γνώση της ισχύος μεταφοράς είναι απαραίτητη. Περιλαμβάνει δηλαδή επιπλέον αισθητήρες για τη μέτρηση των παραμέτρων της φόρτισης, authentication χρήστη, ενσωματωμένες πύλες πληρωμών, επεξεργαστή για την επεξεργασία των μετρήσεων και απομακρυσμένη παρακολούθηση [32]. Το πρωτόκολλο επικοινωνίας που χρησιμοποιείται συνήθως είναι το OCPP και η επικοινωνία συντελείται μέσω Sim Card, Ethernet, Bluetooth ή Wi-Fi [33].

3.3.2.7 Βύσματα

Τα βύσματα φόρτισης DC πρέπει να κατασκευάζονται σύμφωνα με πρότυπα. Η ισχύς που διέρχεται από τους ακροδέκτες και η συνεχής τάση είναι μεγάλες, επομένως η ασφάλεια και η αντοχή είναι κρίσιμης σημασίας. Τα βύσματα που χρησιμοποιούνται σε φόρτιση συνεχούς ρεύματος DC είναι τα εξής [25]:

- Chademo

Το όνομα Chademo αποτελεί εμπορική ονομασία μεθόδου ταχείας φόρτισης για ηλεκτρικά οχήματα, με δυνατότητα διανομής ισχύος μέχρι τα 400 kW, 1000 Volt τάσης μπαταρίας και 400A συνεχές ρεύμα [29]. Ο ακροδέκτης Chademo χρησιμοποιεί CAN bus, ως πρωτόκολλο επικοινωνίας και χρησιμοποιεί συνολικά 7 ακίδες για έλεγχο και επικοινωνία.



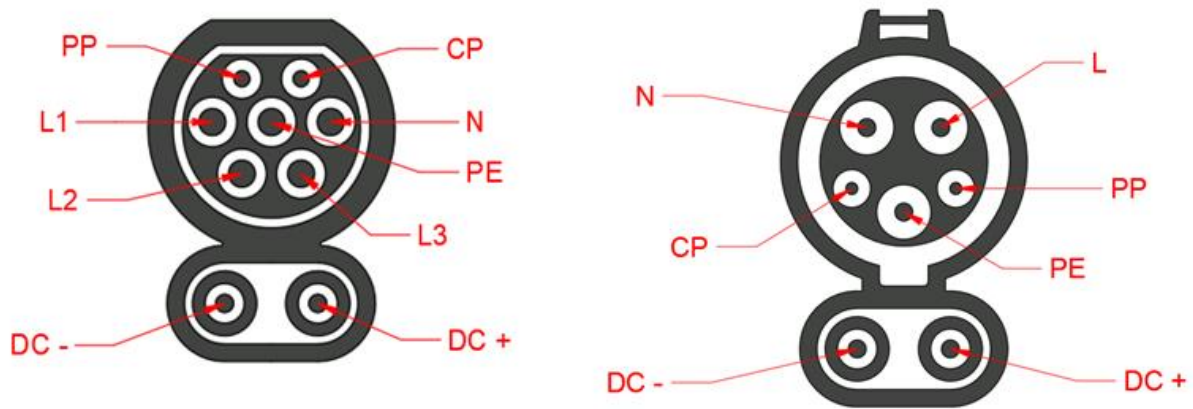
Εικόνα 25 : Βύσμα ακροδέκτη Chademo

Το πρωτόκολλο επικοινωνίας βασισμένο στην τελευταία έκδοση v2.0 είναι το εξής:

Ο φορτιστής και το ηλεκτρικό όχημα επικοινωνούν για τη δημοσιοποίηση πληροφοριών για τη μπαταρία. Η μέγιστη ισχύς φόρτισης και το ρεύμα φόρτισης ρυθμίζονται με βάση την ισχύ του οχήματος και του φορτιστή. Μετά την έναρξη της φόρτισης το ηλεκτρικό όχημα ρυθμίζει μέσω της επικοινωνίας, το μέγιστο ρεύμα για τη φόρτιση κάθε 200 ms με βάση τα χαρακτηριστικά της μπαταρίας και το στάδιο φόρτισης, τη θερμοκρασία, κλπ. Το βύσμα Chademo μπορεί να υποστηρίξει, σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα ηλεκτρικά μέρη του φορτιστή, αμφίδρομη κίνηση ρεύματος [40].

- Combined Charging System (CCS)

Τα βύσματα αυτά αποτελούν προσπάθεια των SAE και ACEA (European automobile manufacturers association) να επιβάλλουν έναν τύπο βύσματος DC φόρτισης, που να σχετίζεται με τους υπάρχοντες τύπους βυσμάτων AC, ώστε τα ηλεκτρικά οχήματα να έχουν μια κοινή θύρα φόρτισης και για τα δυο ήδη φορτίσεων. Η μέγιστη ισχύς που μπορούν να προσφέρουν είναι τα 350 kW. Για τη φόρτιση DC combined charging system, δύο επιπλέον θύρες προστέθηκαν στο κάτω μέρος των βυσμάτων εισόδων Type 1 και Type 2 των ηλεκτρικών οχημάτων, ώστε να επιτρέπεται η DC φόρτιση υψηλής τάσης που είναι γνωστά ως Combo 1 και Combo 2 αντίστοιχα.



Εικόνα 26 : Βύσματα ηλεκτρικών αυτοκινήτων Combo 2 (αριστερά) και Combo 1 (δεξιά)



Εικόνα 27 : CCS Type 1 και Type 2 βύσματα και ακροδέκτες [29]

Η επιλογή των βυσμάτων Combo 1 και Combo 2 τυποποιείται συνήθως ανά χώρα και γεωγραφική περιοχή, έτσι ώστε να μην χρειάζονται οι ιδιοκτήτες (πάροχοι) των σταθμών να τοποθετούν καλώδια και με τις δυο παραλλαγές. Γενικά, η Βόρεια Αμερική χρησιμοποιεί βύσματα ηλεκτρικών οχημάτων Combo 1, ενώ ο υπόλοιπος κόσμος χρησιμοποιεί βύσματα ηλεκτρικών οχημάτων Combo 2. Από το 2014, η Ευρωπαϊκή Ένωση απαίτησε την παροχή βυσμάτων Type 2 ή Combo 2 στο Ευρωπαϊκό δίκτυο ηλεκτρικών οχημάτων [41]. Στα βύσματα αυτά ως πρωτόκολλο επικοινωνίας χρησιμοποιείται το Power Line Carrier Communication (PLC) μέσω των δύο θυρών CP και PP, κοινές με τα AC βύσματα Type 1 και Type 2.

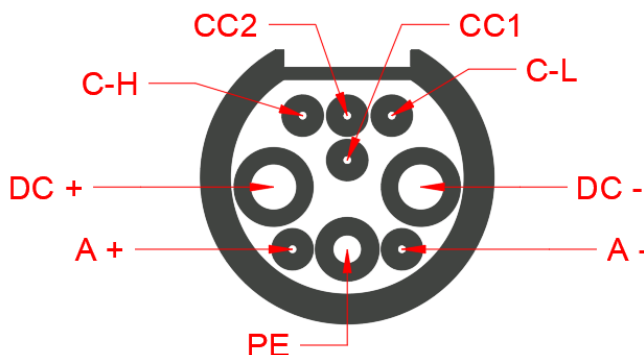
Το πρωτόκολλο επικοινωνίας είναι το εξής:

Ο φορτιστής και το ηλεκτρικό όχημα επικοινωνούν για τη δημοσιοποίηση πληροφοριών και τον έλεγχο της σύνδεσης και ορίζεται το μέγιστο ρεύμα φόρτισης με βάση την ονομαστική ισχύ του ηλεκτρικού οχήματος και του φορτιστή. Μόλις ξεκινήσει η φόρτιση, ο φορτιστής και το όχημα επικοινωνούν συνεχώς, ορίζοντας το σημείο ρύθμισης φόρτισης (στάδιο φόρτισης, θερμοκρασία

κλπ.). Τα δύο βύσματα CSS, καθώς και το πρωτόκολλο επικοινωνίας μπορούν να υποστηρίξουν και αμφίδρομη μεταφορά ισχύος από και προς το δίκτυο [40], [29].

- GB/T DC

Το βύσμα αυτό δημιουργήθηκε από την κινέζικη αυτοκινητοβιομηχανία και χρησιμοποιείται μόνο στην Κίνα βασισμένο στο πρότυπο GB/T 27930. Το πρότυπο αυτό βασίζεται στο Αμερικάνικο πρωτόκολλο SAE J1939 και χρησιμοποιεί πρωτόκολλο επικοινωνίας CAN bus με σύνδεση point-to-point μεταξύ του ηλεκτρικού φορτιστή DC και του συστήματος διαχείρισης της μπαταρίας (BMS). Η δυνατότητα διανομής ισχύος είναι μέχρι τα 237.5 kW, 950 Volt τάσης μπαταρίας και 250A συνεχές ρεύμα και επιδέχεται αμφίδρομη μεταφορά ισχύος [29], [42].



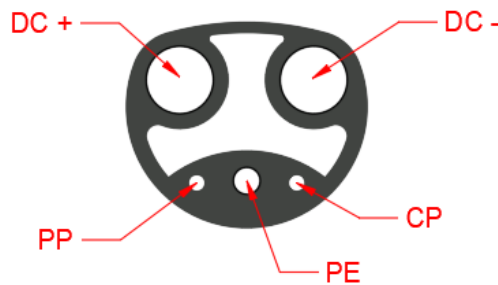
Εικόνα 28 : Βύσμα ακροδέκτη GB/T DC

Το πρωτόκολλο επικοινωνίας είναι το εξής:

Μετά τη σύνδεση του καλωδίου ελέγχεται η σύνδεση και ανταλλάσσονται δεδομένα και πληροφορίες μεταξύ του ηλεκτρικού οχήματος και του φορτιστή. Στην συνέχεια, μέσω της αμφίδρομης επικοινωνίας καθορίζονται οι παράμετροι φόρτισης (τάσης, ρεύμα, ισχύ) και ξεκινάει η φόρτιση. Κατά τη διαδικασία φόρτισης, το όχημα ενημερώνει το φορτιστή για την τρέχουσα κατάσταση της μπαταρίας, σε τακτά χρονικά διαστήματα, ρυθμίζοντας τις παραμέτρους κατάλληλα ή και τερματίζοντας τη φόρτιση [42].

- Tesla

Η Tesla είναι η μόνη εταιρία που έχει δημιουργήσει δικό της δίκτυο φορτιστών DC σε όλον τον κόσμο, ενώ μόνο ηλεκτρικά οχήματα της συγκεκριμένης εταιρίας επιτρέπεται να φορτίσουν σε αυτούς μέχρι τώρα. Οι φορτιστές αυτοί αναφέρονται και ως Tesla Superchargers. Συχνά δίνονται προνόμια στους ιδιοκτήτες των ηλεκτρικών οχημάτων Tesla για τη φόρτιση στους συγκεκριμένους φορτιστές, ενώ συμβάλλουν και στην απλοποίηση της διαδικασίας φόρτισης. Η εταιρία έχει αναπτύξει, όπως είδαμε προηγουμένως, δικό της βύσμα το οποίο είναι κοινό και για AC μονοφασική φόρτιση και για DC φόρτιση.



Εικόνα 29 : Βύσμα ακροδέκτη Tesla DC

Κατά την DC φόρτιση χρησιμοποιείται CAN bus επικοινωνία μέσα από την θύρα CP, καθώς από την PP ελέγχεται η σύνδεση του καλωδίου και η επικοινωνία του ηλεκτρικού οχήματος με τον φορτιστή [35]. Η μέγιστη δυνατότητα διανομής ισχύος του συγκεκριμένου βύσματος και κατ' επέκταση του φορτιστή Tesla Supercharger είναι τα 250 kW [43].

Ο DC ηλεκτρικός φορτιστής δέχεται τεράστια ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη της τεχνολογίας και των ηλεκτρικών ισχύων. Οι περισσότερες μελέτες και έρευνες αφορούν τους συνεχούς ρεύματος φορτιστές, καθώς είναι πιο κοντά στη συμβατική λογική εφοδιασμού. Η πιο συνήθης ισχύς συνεχούς ρεύματος φορτιστή αποτελεί τα 50 kW όπου σε μια ώρα φόρτισης παρέχουν 200 χιλιόμετρα οδήγησης, ενώ ένας 350 kW φορτιστής σε δέκα λεπτά [37]. Σκοπός λοιπόν καθίσταται η ανάπτυξη και εγκατάσταση μεγάλων ισχύος φορτιστών DC, όπου για να επιτευχθεί πρέπει να ξεπεραστούν και να επιλυθούν αρκετές δυσκολίες.

Ένα ακόμα πλεονέκτημα του DC φορτιστή είναι η δυνατότητα, σε ορισμένες περιπτώσεις, αμφίδρομης ροής ισχύος από τη μπαταρία του ηλεκτρικού οχήματος προς το δίκτυο. Αρκετές μελέτες ερευνούν και αναλύουν την επιρροή της ζήτησης ενέργειας των ηλεκτρικών οχημάτων [44], [45]. Μια από τις μελέτες προβλέπει ότι, όταν τα ηλεκτρικά οχήματα θα αντιπροσωπεύουν το 80% του στόλου των επιβατικών οχημάτων της Ευρωπαϊκής Ένωσης, θα καταναλώνουν το 9.5% του συνολικού ηλεκτρικού φορτίου δικτύου [46]. Η αμφίδρομη ροή ισχύος (Vehicle to Grid) από και προς το δίκτυο μπορεί να συμβάλει θετικά στην σταθεροποίησή του καθώς και να εξαλείψει κάθε αρνητική επιρροή προς αυτό. Επίσης μπορεί να συμβάλει θετικά και στην υποστήριξη της ραγδαίας ανάπτυξης των ΑΠΕ, καθώς κάθε ηλεκτρικό όχημα θα μπορεί να μεταφέρει ενέργεια την περίοδο της αιχμής δικτύου και να φορτίσει αντίθετα όταν η ενέργεια του δικτύου είναι σε επάρκεια. Η φόρτιση συνεχούς ρεύματος έχει τα θεμέλια να αποτελέσει μέσω της τεχνικής V2G, ένα βιώσιμο, χαμηλού κόστους και αποτελεσματικό περιβάλλον ηλεκτρικού δικτύου [37], [40], [45].

3.4 Λειτουργίες Φόρτισης

Η Διεθνής Ηλεκτροτεχνική Επιτροπή (IEC) ορίζει τη φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων κατηγοριοποιώντας την ανάλογα με τους τρόπους λειτουργίας (IEC 62196). Σύμφωνα με το πρότυπο, κατηγοριοποιούνται σε τέσσερις τρόπους λειτουργίας (modes) που περιγράφουν γενικά χαρακτηριστικά διαφορετικών τύπων φόρτισης, τόσο για τα ηλεκτρικά οχήματα, όσο και για τον εξοπλισμό φόρτισης [29]:

3.4.1 Λειτουργία 1

Στη λειτουργία αυτή το ηλεκτρικό όχημα συνδέεται απευθείας σε μια τυπική ηλεκτρική πρίζα, η οποία ανάλογα με τη χώρα βαθμολογείται από 8 έως 16 A. Για να χρησιμοποιηθεί η λειτουργία ένα πρέπει η ηλεκτρική εγκατάσταση να συμμορφώνεται με τους κανονισμούς ασφάλειας και πρέπει να διαθέτει σύστημα γείωσης, διακόπτη κυκλώματος για προστασία από υπερφόρτωση και προστασία από διαρροές γείωσης. Η φόρτιση μέσω αυτής της λειτουργίας έχει αρκετούς περιορισμούς.

Ο πρώτος περιορισμός αφορά τη διαθέσιμη ισχύ για να αποφευχθούν κίνδυνοι όπως:

- Θέρμανση της πρίζας και των καλωδίων της εγκατάστασης μετά από χρήση για αρκετές ώρες στην μέγιστη ισχύ
- Πυρκαγιάς ή ηλεκτρικού τραυματισμού εάν δεν υπάρχει επίβλεψη της ηλεκτρικής εγκατάστασης.

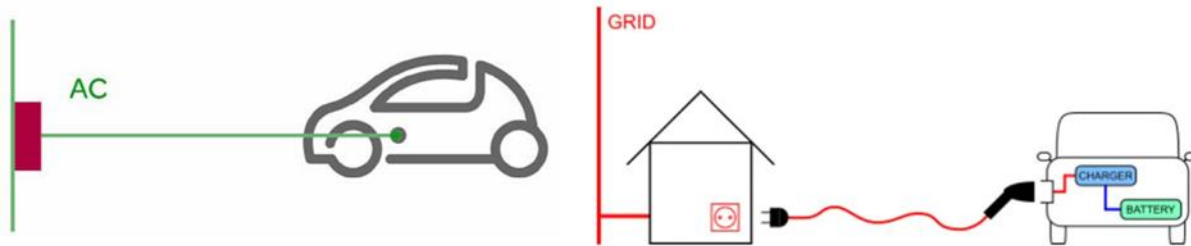
Ο δεύτερος περιορισμός σχετίζεται με τη διαχείριση ισχύος της εγκατάστασης και αφορά το γεγονός:

- Η ηλεκτρική πρίζα φόρτισης συχνά μοιράζεται μια τροφοδοσία ισχύος μέσω καλωδίου με άλλες πρίζες χωρίς ειδικό κύκλωμα, οπότε εάν το άθροισμα των καταναλώσεων υπερβεί το όριο προστασίας, ο διακόπτης προστασίας υπερφόρτωσης θα πέσει και η φόρτιση θα σταματήσει.

Ο τρίτος περιορισμός αφορά την ασφάλεια και σχετίζεται:

- Η σύνδεση του οχήματος με την πρίζα δεν διαθέτει τις επιπλέον ακίδες ελέγχου επομένως η φόρτιση δεν είναι διαχειρίσιμη.
- Για την ηλεκτρική προστασία, το EVSE (στην περίπτωση αυτή η πρίζα) απαιτείται να παρέχει γείωση στο ηλεκτρικό όχημα και να διαθέτει προστασία από σφάλματα εδάφους.

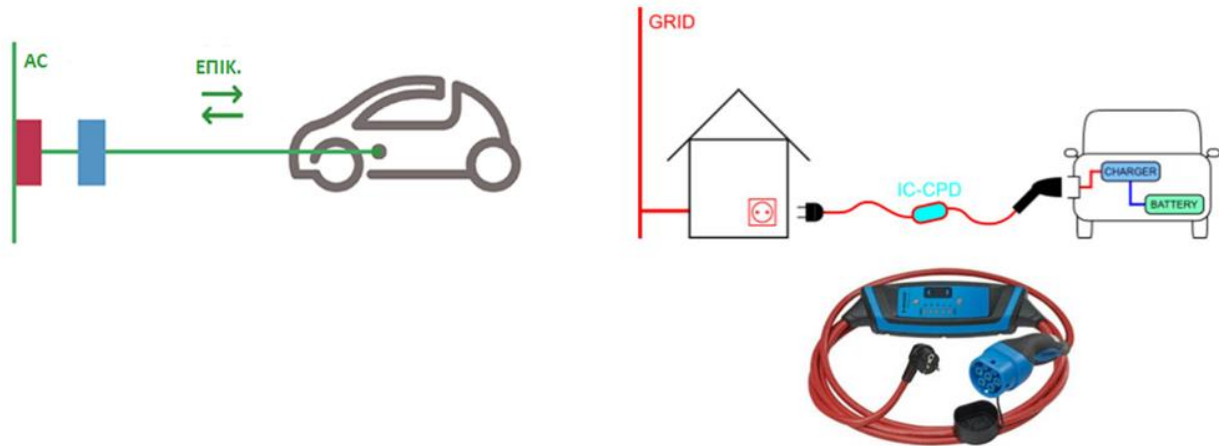
Οι παράγοντες αυτοί επιβάλλουν όρια ασφάλειας και ποιότητας υπηρεσιών για την ισχύ λειτουργίας 1. Σε αρκετές χώρες η φόρτιση αυτή είναι απαγορευμένη, καθώς δεν είναι δυνατόν να υπάρξει η απαιτούμενη επίβλεψη σε όλες τις ηλεκτρικές εγκαταστάσεις.



Εικόνα 30 : Λειτουργία φόρτισης 1 [47]

3.4.2 Λειτουργία 2

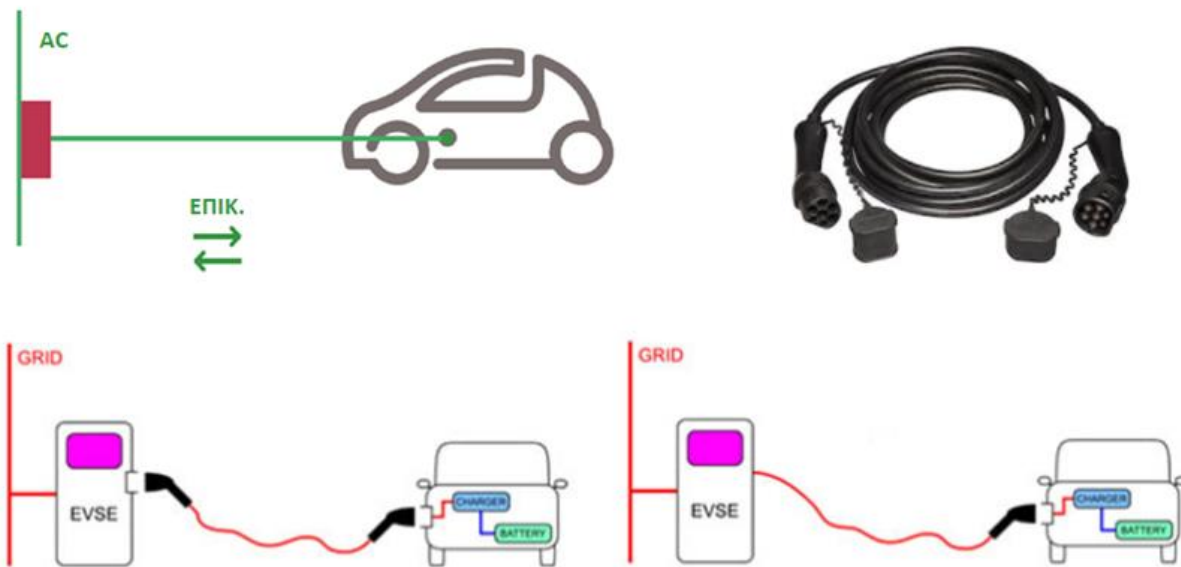
Η λειτουργία 2 αναπτύχθηκε ως λύση των περιορισμών της λειτουργίας 1. Το όχημα συνδέεται πάλι με το ηλεκτρικό δίκτυο για την παροχή ενέργειας μέσω πρίζας. Η φόρτιση γίνεται μέσω μονοφασικού ή τριφασικού καλωδίου και εγκατάσταση καλωδίου γείωσης με μέγιστο ρεύμα τα 32 A. Η κύρια διαφορά με τη λειτουργία 1 είναι σαφώς η δυνατότητα μεγαλύτερης διανομής ρεύματος και η ενσωμάτωση στο καλώδιο μιας συσκευής προστασίας και ελέγχου (IC-CPD). Η συσκευή αυτή παρέχει ανίχνευση και παρακολούθηση της παρουσίας προστατευτικής γείωσης, σφάλμα γείωσης, προστασία από υπερβολικό ρεύμα και θερμοκρασία, λειτουργική μεταγωγή ανάλογα με το ηλεκτρικό όχημα και τη ζήτηση της ισχύος φόρτισης. Η συσκευή αυτή δεν αντικαθιστά προστασίες σύμφωνα με το πρότυπο IEC 62335, όπως διακόπτες φορτίου, διακόπτη διαρροής, ο οποίος θα ελέγχει και θα προστατεύει από σφάλματα γείωσης και σφάλματα του ηλεκτρικού οχήματος. Επιλέγεται στην είσοδο του ηλεκτρικού κυκλώματος διακόπτης διαρροής (RCD) τύπου B, εκτός από περιπτώσεις που το καλώδιο ενσωματώνει συσκευή ανίχνευσης υπολειπόμενου ρεύματος RCD-DD, τότε μπορεί να εγκατασταθεί RCD τύπου A.



Εικόνα 31 : Λειτουργία φόρτισης 2 [47]

3.4.3 Λειτουργία 3

Στην λειτουργία 3 το όχημα συνδέεται στο ηλεκτρικό δίκτυο για την παροχή ισχύος, μέσω συγκεκριμένης πρίζας και βύσματος και αποκλειστικού κυκλώματος από την ηλεκτρική παροχή του κεντρικού κυκλώματος. Η λειτουργία 3 αφορά σημείο φόρτισης AC φορτιστή (EVSE), ο οποίος αναλύθηκε διεξοδικά στην παράγραφο 3.3.1. Είναι ο μόνος τρόπος φόρτισης που πληροί τα ισχύοντα πρότυπα που ρυθμίζουν τις ηλεκτρικές εγκαταστάσεις χρησιμοποιώντας αρκετές λειτουργίες ελέγχου και προστασίας που χρησιμοποιούνται για τη διασφάλιση της δημόσιας ασφάλειας. Επιτρέπει επίσης τη μείωση του φορτίου, έτσι ώστε οι υπόλοιπες ηλεκτρικές συσκευές να μπορούν να λειτουργούν κατά τη φόρτιση του ηλεκτρικού οχήματος ή αντίθετα, να βελτιστοποιούν το χρόνο φόρτισης του ηλεκτρικού οχήματος. Όπως έχει αναφερθεί, στην περίπτωση του AC φορτιστή (EVSE) η παροχή φόρτισης δεν είναι ενεργοποιημένη από προεπιλογή, απαιτώντας την κατάλληλη επικοινωνία μέσω των σημάτων ελέγχου για ενεργοποίηση. Ακόμα ένα πλεονέκτημα αυτής της λειτουργίας είναι ότι το καλώδιο επικοινωνίας μεταξύ ηλεκτρονικών αυτοκινήτων και σταθμού φόρτισης επιτρέπει την ενσωμάτωση σε έξυπνα δίκτυα.



Εικόνα 32 : Λειτουργία φόρτισης 3 [47]

3.4.4 Λειτουργία 4

Το ηλεκτρικό όχημα συνδέεται στο κύριο δίκτυο ρεύματος μέσω εξωτερικού φορτιστή (Off-Board Charger). Οι λειτουργίες ελέγχου και προστασίας και το καλώδιο φόρτισης για τη σύνδεση του ηλεκτρικού οχήματος είναι εγκατεστημένα μόνιμα στην εγκατάσταση. Η λειτουργία 4 αφορά σημείο φόρτισης με ταχυφορτιστή DC συνεχούς ρεύματος, ο οποίος μελετήθηκε στην παράγραφο 3.3.2. Αφορά υψηλό επίπεδο ποσότητας ισχύος φόρτισης απαιτώντας υψηλό επίπεδο επικοινωνίας και αυστηρότερα χαρακτηριστικά ασφαλείας σε σχέση με τις προηγούμενες λειτουργίες.

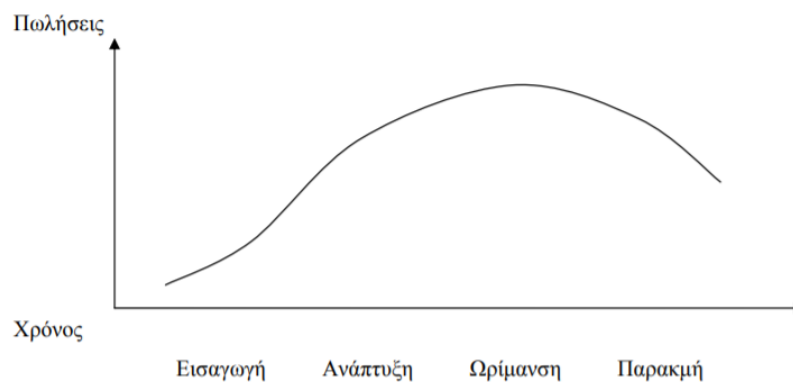


Εικόνα 33 : Λειτουργία φόρτισης 4 [29]

3.5 Αναγνώριση Σταδίου Αγοράς στην Ελλάδα

Το ενδιαφέρον και η εισαγωγή ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Ελλάδα παρουσιάζει μεγάλη αύξηση παρά τις ελλιπείς υποδομές στην χώρα μας [48]. Το γεγονός αυτό είναι αποτέλεσμα δύο παραγόντων. Πρώτον, οι αγοραστές κατανοούν τα πλεονεκτήματα αγοράς ενός ηλεκτρικού οχήματος και δεύτερον, η Ευρωπαϊκή Ένωση, σε συνδυασμό με την κυβέρνηση της χώρας, έχει θεσπίσει σημαντικά κίνητρα απόκτησης και ιδιοκτησίας ηλεκτρικών οχημάτων [49]. Οι υποδομές όλο και βελτιώνονται και σύμφωνα με την κατεύθυνση της Ευρωπαϊκής Ένωσης, η ηλεκτροκίνηση αποτελεί μονόδρομο στην Ελλάδα.

Το παρακάτω διάγραμμα αφορά τον κύκλο ζωής (product life cycle – PLC) ενός προϊόντος ή μιας υπηρεσίας. Η εγκατάσταση και λειτουργία ηλεκτρικών φορτιστών μπορεί να αποτελέσει δημόσια υπηρεσία, με την έννοια ότι οποιοσδήποτε ιδιοκτήτης ηλεκτρικού οχήματος μπορεί να φορτίσει το όχημα του. Κάθε προϊόν ή υπηρεσία διέρχεται από τέσσερις φάσεις στον κύκλο ζωής του [50].

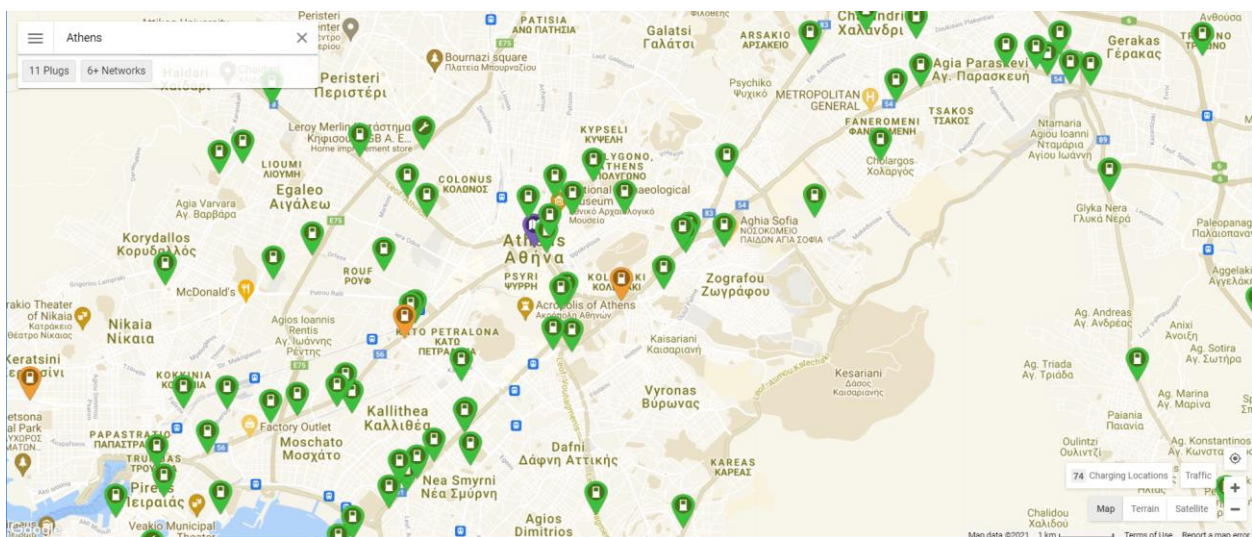


Σχήμα 1 : Κύκλος Ζωής Προϊόντος ή υπηρεσίας [51]

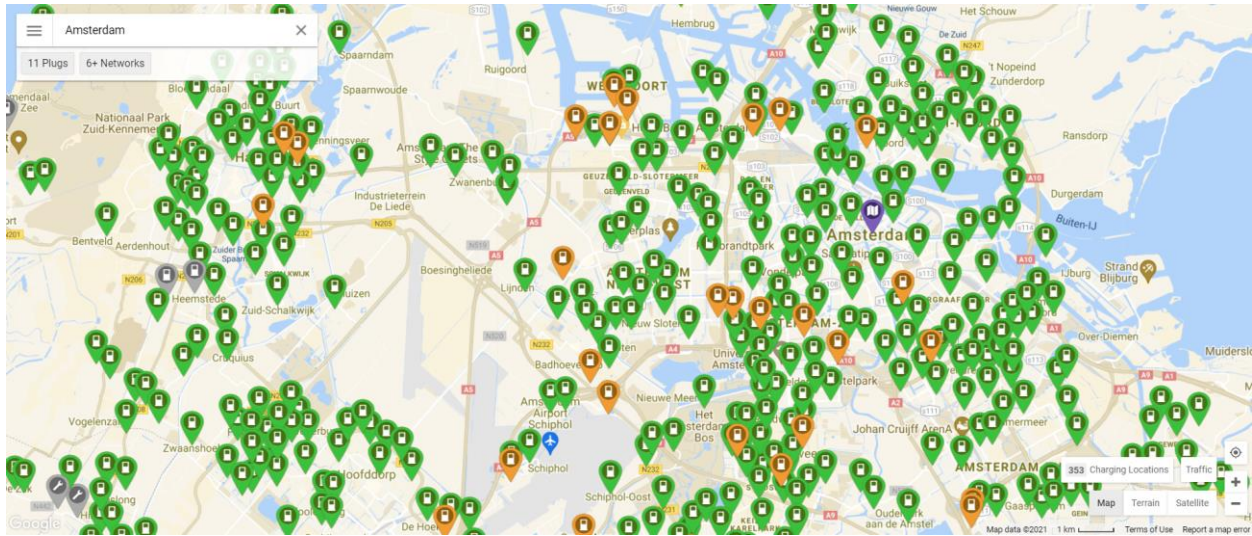
Το πρώτο στάδιο αφορά την εφεύρεση της υπηρεσίας, τον καθορισμό των χαρακτηριστικών της και τα πρώιμα στάδια ανάπτυξής της. Στο στάδιο αυτό η εταιρία καθορίζει τους στόχους και το πλάνο (business plan) που θα ακολουθήσει, καθώς επίσης προσπαθεί να υλοποιήσει και τις υπηρεσίες της μέχρι να επιτύχει το στόχο της. Επίσης, στόχος είναι να γνωστοποιηθεί η υπηρεσία στην αγορά, βρίσκοντας πιθανούς πελάτες και να γίνει αποδεκτή από το αγοραστικό κοινό. Πολλές εταιρίες δεν καταφέρνουν να συνεχίσουν σε επόμενο στάδιο λόγω αδυναμίας ανάπτυξης της τελικής υπηρεσίας, λόγω οικονομικών προβλημάτων και για αρκετούς άλλους λόγους. Όσες εταιρίες επιβιώσουν οδηγούνται στο στάδιο της ανάπτυξης. Σε αυτό το στάδιο η εταιρία μεγαθύνεται και έχει να αντιμετωπίσει τον ανταγωνισμό της αγοράς για να συνεχίσει την ανάπτυξή της. Πολλές νέες εταιρίες εμφανίζονται προσφέροντας την ίδια υπηρεσία, καθώς εντόπισαν πιθανό όφελος, με αποτέλεσμα ο ανταγωνισμός να μεγαλώνει. Το αγοραστικό κοινό

μετά την αναγνώριση της υπηρεσίας όλο και μεγαλώνει με αποτέλεσμα οι αγορές των πελατών να αυξάνονται κατακόρυφα. Το τρίτο στάδιο αποτελεί την ωρίμανση, όπου οι πωλήσεις των υπηρεσιών σταθεροποιούνται και στόχος του μάρκετινγκ είναι η προώθηση της αφοσίωσης στην εταιρία. Η συνέχεια της πορείας εξαρτάται από πολλούς παράγοντες και η χρονική διάρκεια παραμονής στο τρίτο στάδιο είναι δύσκολο να προσδιοριστεί. Όταν η υπηρεσία σταματήσει να ενδιαφέρει την αγορά ή οι συνθήκες αλλάξουν, τότε περνάει η υπηρεσία στην τέταρτη φάση της παρακμής, όπου τα κέρδη μειώνονται μαζί με τις πωλήσεις.

Στην Ελλάδα οι εταιρίες παροχής υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων (E-Mobility Service Provider) βρίσκονται στο στάδιο της ανάπτυξης. Ο κλάδος αυτός τους τελευταίους μήνες έχει αρχίσει να δέχεται μεγάλη ανάπτυξη με την σταδιακή αύξηση των σημείων φόρτισης. Οι εταιρίες που δραστηριοποιούνται στο αντικείμενο βρίσκουν νέους συνεργάτες για την εγκατάσταση των φορτιστών τους και οριστικοποιούν τις υπηρεσίες τους. Παρατηρείται πως αρκετές εταιρίες τη χρονική περίοδο του έτους 2021 μεταβαίνουν από την ηλεκτρονική ιστοσελίδα που χρησιμοποιούσαν για την πλατφόρμα των υπηρεσιών τους, σε έκδοση εφαρμογής κινητών τηλεφώνων (App Store, Play Store), ώστε να συμβαδίσουν με την τάση της τεχνολογίας αλλά και να είναι πιο εύχρηστη η φόρτιση των ηλεκτρικών οχημάτων τους για τους χρήστες. Επίσης, όλο και περισσότερες εταιρίες δεδομένου της κατάστασης εισέρχονται στον τομέα αυτό, με τον ανταγωνισμό να διευρύνεται σημαντικά. Συγκρίνοντας επίσης την Ελλάδα με την Ολλανδία, όπως φαίνεται στις παρακάτω εικόνες στην ίδια κλίμακα, παρατηρείται ότι υπάρχουν αρκετές προοπτικές ακόμα για ανάπτυξη των υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων. Για τους λόγους αυτούς ο τομέας των υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων στην Ελλάδα θεωρείται ότι βρίσκεται στο στάδιο της ανάπτυξης με τη σταδιακή εκθετική αύξηση των γεγονότων.



Εικόνα 34 : Χάρτης με σημεία φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων στην Αθήνα [52]



Εικόνα 35 : Χάρτης με σημεία φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων στο Άμστερνταμ [52]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ

4.1 Εισαγωγή

Η πρόβλεψη αφορά τη μελέτη και τον προσδιορισμό της πορείας ενός γεγονότος στο μέλλον. Οι προβλέψεις στη σημερινή εποχή αποτελούν κομμάτι της ζωής μας. Μπορεί να αποτελέσουν από μικρές αποφάσεις που λαμβάνουμε καθημερινά, αλλά και σημαντικές αποφάσεις που θα αφορούν το μέλλον. Η πρόβλεψη αποτελεί αρκετά σημαντικό κομμάτι για στρατηγικές αποφάσεις επιχειρήσεων και καθορίζει την πορεία αρκετών αντικειμένων. Το ζητούμενο είναι να ακολουθεί μια διαδικασία που θα εξασφαλίσει ότι θα παραχθούν, όσο τον δυνατόν ακριβείς προβλέψεις, αξιοποιώντας στο έπακρο όλη τη διαθέσιμη ιστορική πληροφορία [53].

Το ενδιαφέρον για το αντικείμενο των προβλέψεων έχει αυξηθεί ραγδαία τα τελευταία χρόνια. Ο τομέας αυτός αντιμετωπίζει την αβεβαιότητα του μέλλοντος [54]. Η αντίληψη της αβεβαιότητας γίνεται πιο έντονη και έχει επιβάλει μια πιο συστηματική και προσεκτική έρευνα του μέλλοντος. Συζητείται έντονα η ακρίβεια των μοντέλων προβλέψεων και τα μεγάλα σφάλματα. Ο τομέας της πρόβλεψης έχει δεχτεί αρνητικές κριτικές και έχει αντιμετωπίσει μεγάλη δυσαρέσκεια καθώς οι μέθοδοι πρόβλεψης αδυνατούν να ανταπεξέλθουν σε επερχόμενες αλλαγές. Ο τομέας αυτός δέχεται συνεχώς βελτιώσεις κυρίως από τα πανεπιστήμια και πρακτικά απασχολούμενους με αυτόν.

Σημαντικό είναι να κατανοηθούν τα πλεονεκτήματα και τα όρια των προβλέψεων, ώστε να προκύψει και το βέλτιστο αποτέλεσμα από τις μεθόδους πρόβλεψης. Η πρόβλεψη δεν είναι υποκατάστατο της προφητείας και τα σφάλματα στις προβλέψεις είναι αναπόφευκτα. Η αναγκαιότητα της πρόβλεψης είναι αναμφισβήτητη, αλλά πρέπει να γίνει αντιληπτό ότι δεν επιφέρει και την τελική απόφαση, το αποτέλεσμα.

4.2 Διαδικασία της Πρόβλεψης

Η διαδικασία της πρόβλεψης δεν είναι απλή διαδικασία. Χρειάζεται καλή μελέτη και σχεδιασμό των δεδομένων που διαθέτονται, καθώς και επαρκή γνώση των μεθόδων και των χαρακτηριστικών τους από τον χρήστη της πρόβλεψης. Τα βασικά πέντε βήματα για τη διαδικασία παραγωγής πρόβλεψης είναι [55]:

4.2.1 Καθορισμός του προβλήματος

Συχνά αποτελεί το δυσκολότερο μέρος στη διαδικασία της πρόβλεψης. Στο σημείο αυτό αναλύεται ο λόγος της πρόβλεψης και διευκρινίζονται οι αποδέκτες και τα εξεταζόμενα μεγέθη.

4.2.2 Συλλογή των διαθέσιμων δεδομένων

Στο στάδιο αυτό συλλέγονται τα ιστορικά και ό, τι άλλα δεδομένα είναι διαθέσιμα και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη λειτουργία στατιστικών μοντέλων. Επίσης γνωστοποιούνται γνώμες και κριτικές απόψεις για τα δεδομένα, αλλά και στοιχεία που συσχετίζονται με την πρόβλεψη. Το στάδιο αυτό απαιτεί αρκετό χρόνο αλλά είναι αρκετά σημαντικό.

4.2.3 Προετοιμασία Χρονοσειρών

Στο σημείο αυτό αποκτάται πλήρη εικόνα των δεδομένων που συλλέχτηκαν στο προηγούμενο στάδιο. Αναλύονται τα δεδομένα κυρίως μέσω γραφικών απεικονίσεων, με σκοπό την αναγνώριση της τάσης, της εποχιακότητας και των ασυνήθιστων τιμών. Επίσης, προσαρμόζονται τα δεδομένα (μηδενικές-κενές τιμές) ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια χωρίς να προκαλέσουν ανακρίβειες στα μοντέλα πρόβλεψης.

4.2.4 Επιλογή της κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης

Με βάση τα τελικά στοιχεία του προηγούμενου βήματος γίνεται αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης. Στόχος είναι η επιλογή του μοντέλου που θα ικανοποιεί τις προϋποθέσεις της πρόβλεψης.

4.2.5 Εφαρμογή και αξιολόγηση της μεθόδου πρόβλεψης

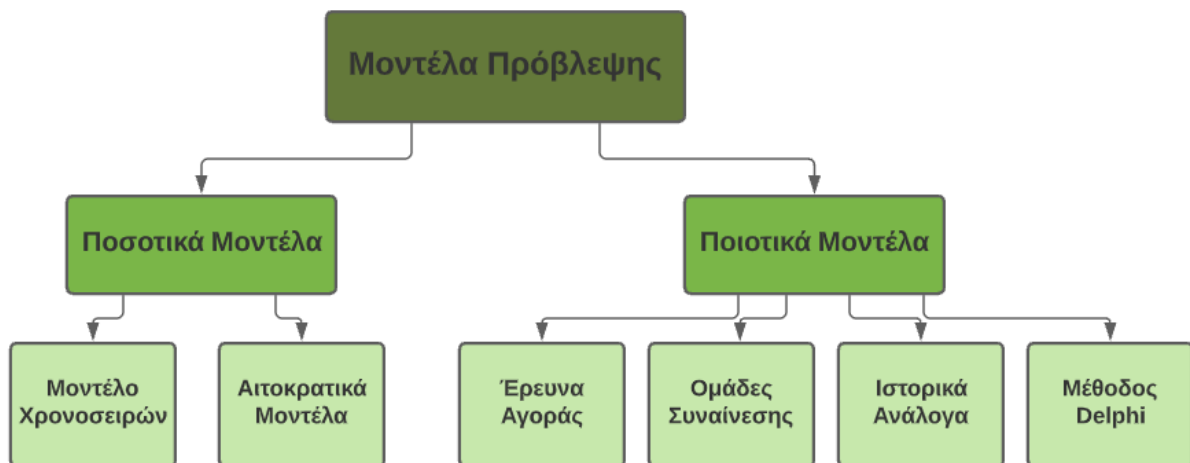
Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιείται η επιλεγόμενη μέθοδος πρόβλεψης και αξιολογούνται τα αποτελέσματα μέσω των δεικτών σφάλματος

4.3 Παράγοντες που προσθέτουν πολυπλοκότητα στην πρόβλεψη

Η μελέτη και πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων αποτελεί μια στοχαστική, μη στάσιμη διαδικασία η οποία επηρεάζεται από πλήθος παραγόντων. Αρκετοί παράγοντες μπορούν να αναλυθούν και να προσομοιωθούν όπως οι αργίες, τα οικονομικά στοιχεία, οι καιρικές συνθήκες, οι ημερολογιακοί παράγοντες, ενώ άλλα τυχαία στοιχεία δεν μπορούν να προσδιοριστούν και επιδρούν αρνητικά στην πρόβλεψη. Ως τυχαία γεγονότα, όσον αφορά το αντικείμενο της διπλωματικής, μπορούμε να ορίσουμε τις απεργίες, τον ανταγωνισμό όσον αφορά τις τιμές και τις υπηρεσίες που θα προσφέρουν στο μέλλον, τις εκλογές, τους ανθρώπινους συντελεστές άγχους ως προς την επάρκεια χιλιομέτρων και αρκετά ακόμα [56].

4.4 Μοντέλα Προβλέψεων

Για να παραχθούν προβλέψεις χρησιμοποιούνται τα μοντέλα προβλέψεων. Υπάρχει μεγάλη ποικιλία μοντέλων, όπου κάθε μοντέλο περιέχει αρκετές μεθόδους πρόβλεψης και είναι κατάλληλο για διαφορετικές περιπτώσεις. Η δυσκολία έγκειται στην επιλογή της βέλτιστης μεθόδου ανάλογα με τις ανάγκες πρόβλεψης και την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης.



Σχήμα 2 : Κατηγορίες Μοντέλων Πρόβλεψης

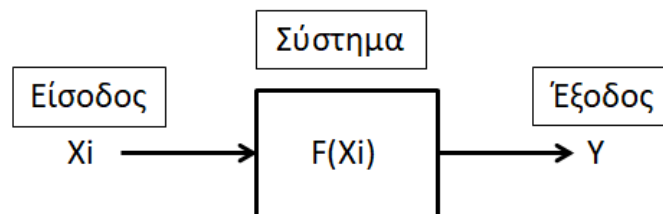
4.4.1 Ποσοτικό Μοντέλο

Προϋπόθεση του μοντέλου αυτού είναι να υπάρχουν ιστορικά δεδομένα για την τιμή σε διάφορες σταθερές χρονικές περιόδους (χρόνια, μήνες, μέρες, ώρες) του στοιχείου που μελετάται και χρίζει πρόβλεψης. Στατιστικές μέθοδοι προκύπτουν από αυτό το μοντέλο και χρησιμοποιούνται πολύ συχνά, οι οποίες θα αναλυθούν στη συνέχεια. Τα ποσοτικά μοντέλα διακρίνονται σε Μοντέλα Χρονοσειρών και σε Αιτιοκρατικά Μοντέλα.

4.4.1.1 Μοντέλο Χρονοσειρών (Time Series Model)

Αποτελεί το πιο διαδεδομένο είδος ποσοτικού μοντέλου πρόβλεψης [53]. Βασίζεται στην ιδέα ότι τα παρελθόντα δεδομένα μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της ζήτησης στο μέλλον. Το μειονέκτημά τους είναι ότι το πρότυπο που δημιουργείται και αναγνωρίζεται, σύμφωνα με τα υπάρχουσα ιστορικά δεδομένα, θεωρείται ότι θα διατηρηθεί στο μέλλον το ίδιο και οι προβλέψεις στηρίζονται σε αυτό [57], [58], [53]. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η μεταβολή της τιμής να ακολουθεί αυτό το λανθάνον πρότυπο και οι προβλέψεις να αποτελούν την προέκτασή του στο μέλλον. Αυτή η υπόθεση είναι πιο πιθανό να είναι σωστή βραχυπρόθεσμα από ό, τι είναι μακροπρόθεσμα. Έτσι το μοντέλο των χρονοσειρών, αρκετά συχνά, θα οδηγήσει σε σφάλματα, καθώς αδυνατεί να συμπεριλάβει στην πρόβλεψη ειδικά γεγονότα (special events) και να συσχετίσει το προβλεπόμενο στοιχείο με τους παράγοντες που επηρεάζουν την τιμή του.

Η σχέση που περιγράφει το σύστημα είναι γραμμική και έχει τη μορφή :



Σχήμα 3 : Σχέση Μοντέλου Χρονοσειρών

Η είσοδος αφορά τα ιστορικά δεδομένα, στη συνέχεια το σύστημα αποτελεί το κατάλληλο μοντέλο χρονοσειρών που θα επιλεγεί ανάλογα με τις ανάγκες και η έξοδος είναι η πρόβλεψη των χρονικών περιόδων.

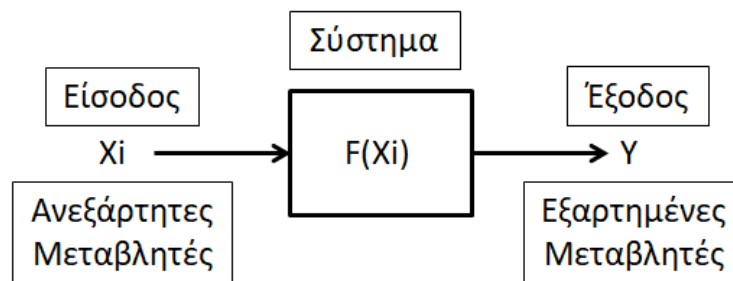
Το μοντέλο των Χρονοσειρών παρά το μειονέκτημα που αναφέρθηκε χρησιμοποιείται αρκετά συχνά για τους εξής λόγους [53], [59]:

1. Το κόστος πρόβλεψης (υπολογιστική ισχύς, χρόνος) που απαιτείται για την πρόβλεψη με αυτό το μοντέλο είναι αρκετά χαμηλό σε αντίθεση με τα άλλα μοντέλα.
2. Δεν υπάρχει πάντα η δυνατότητα συσχετισμού ενός μεταβαλλόμενου στοιχείου με κάποιους παράγοντες και προσδιορισμός του τρόπου αλληλεπίδρασής τους

4.4.1.2 Αιτιοκρατικό-Επεξηγηματικό Μοντέλο (Causal-Explanatory Model)

Το μοντέλο αυτό εξετάζει τα ιστορικά στοιχεία και το αποτέλεσμα αυτών, μεταξύ διαφορετικών μεταβλητών και γεγονότων του παρελθόντος. Το αιτιοκρατικό μοντέλο επιτρέπει την ανάλυση πολλών επιρροών σε αντίθεση με τα μοντέλα χρονοσειρών που εξετάζουν μόνο τα ιστορικά στοιχεία ως τιμές, με τη συνάρτηση να είναι προκαθορισμένη [57]. Συχνά αυτό έχει αρνητική επίδραση στην επιλογή των επεξηγηματικών μοντέλων ως μοντέλο πρόβλεψης, διότι απαιτούνται πληροφορίες όχι μόνο για το στοιχείο που θα προβλεφθεί αλλά και για πλήθος ανεξάρτητων μεταβλητών που το επηρεάζουν, αυξάνοντας την πολυπλοκότητα της πρόβλεψης. Επίσης ένα ακόμα μειονέκτημα του μοντέλου αυτού είναι η ευαισθησία του. Επειδή η πρόβλεψη αποκτά πολύπλοκη συνάρτηση οποιαδήποτε αλλαγή στη σύνδεση των ανεξάρτητων μεταβλητών θα επηρεάσει σημαντικά την πρόβλεψη.

Η σχέση έχει τη μορφή :



Σχήμα 4 : Σχέση Αιτιοκρατικού-Επεξηγηματικού Μοντέλου

Η είσοδος αφορά ανεξάρτητες μεταβλητές. Στο σύστημα γίνεται ο συσχετισμός των εξαρτημένων μεταβλητών και προσδιορίζεται η μορφή της σχέσης. Η έξοδος είναι η πρόβλεψη των χρονικών περιόδων. Το κύριο πλεονέκτημα των αιτιοκρατικών μοντέλων, για την επιλογή τους ως μοντέλα πρόβλεψης, αποτελεί η δυνατότητα που δίνεται να προβλεφτεί η τιμή ενός

στοιχείου για διάφορους συνδυασμούς τιμών (εξαρτημένη μεταβλητή) και μεταβλητών εισόδου (ανεξάρτητη μεταβλητή).

4.4.2 Ποιοτικό Μοντέλο

Αυτοί οι τύποι μεθόδων πρόβλεψης βασίζονται σε κρίσεις, απόψεις, διαίσθηση, συναισθήματα ή προσωπικές εμπειρίες ατόμων ή ομάδα ατόμων μέσω συνδυασμό απόψεων και είναι υποκειμενικής φύσης [58]. Συχνά αναφέρεται και ως κριτική πρόβλεψη. Μέσω των κριτικών μεθόδων λαμβάνονται υπόψη γεγονότα και καταστάσεις που τα ποσοτικά μοντέλα δεν μπορούν να διαχειριστούν. Το μεγάλο αρνητικό των ποιοτικών μοντέλων είναι η προκατάληψη, καθώς οι άνθρωποι ή οι ομάδες αυτών έχουν την τάση να είναι αισιόδοξοι ή απαισιόδοξοι. Σημαντικό θετικό των μοντέλων αυτών αποτελεί η δυνατότητα που διαθέτουν να αντισταθμίζουν την ανεπάρκεια και την έλλειψη σε ιστορικά δεδομένα.

Υπάρχει και η δυνατότητα του συνδυασμό των ποσοτικών και των ποιοτικών μοντέλων για την πρόβλεψη της τιμής ενός στοιχείου. Τα ποσοτικά μοντέλα με τη δυνατότητα που έχουν να διαχειριστούν μεγάλο πλήρως πληροφοριών, θα οδηγήσουν σε ένα αποτέλεσμα και στη συνέχεια, με τον συνδυασμό των κριτικών μοντέλων θα τεκμαίρουν την τελική πρόβλεψη τιμής του στοιχείου που είναι υπό ανάλυση και μελέτη. Ο συνδυασμός αυτός μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερη ακρίβεια [60], [61]. Στην παρούσα διπλωματική θα αναλυθούν μόνο τα μοντέλα που αφορούν ποσοτικές μεθόδους πρόβλεψης (quantitative forecasting methods)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ

5.1 Εισαγωγή

Χρονοσειρά είναι ένα σύνολο ταξινομημένων σημείων δεδομένων, οργανωμένων στο χρόνο [62]. Ειδικότερα, οι χρονοσειρές ή αλλιώς χρονολογικές σειρές, περιγράφουν την εξέλιξη παρατηρήσεων μιας μεταβλητής στο χρόνο, όπου οι τιμές των μεταβλητών είναι ιεραρχημένες με βάση τη χρονική περίοδο. Οι χρονοσειρές στα μαθηματικά ορίζονται ως σημεία ενός επιπέδου δυο αξόνων, όπου στον οριζόντιο άξονα έχουμε τα χρονικά διαστήματα T_i και στον κάθετο άξονα τις αντίστοιχες τιμές των παρατηρήσεως Y_i . Έτσι η συνάρτηση που εκφράζει την χρονοσειρά είναι $Y_i = F(T_i)$, όπου i συμβολίζει τα σημεία της χρονοσειράς. Η ένωση αυτών των σημείων δημιουργεί τη χρονολογική σειρά.

Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις της χρονοσειράς είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, η χρονοσειρά αντιπροσωπεύει στοχαστική διαδικασία. Όταν οι διαδοχικές παρατηρήσεις είναι εξαρτημένες μεταξύ τους τότε η χρονοσειρά αντιπροσωπεύει ντετερμινιστική διαδικασία.

5.2 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά των Χρονοσειρών

Οι χρονοσειρές μέσω της αποσύνθεσης μπορούν να αναλυθούν στα εξής ποιοτικά χαρακτηριστικά [53], [63]:

5.2.1 Τάση

Η τάση χαρακτηρίζει την εικόνα της χρονοσειράς και μπορεί να οριστεί ως μια μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου (επιπέδου) των τιμών της. Η μορφή της μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή. Για τη σωστή ερμηνεία της τάσης πρέπει να παρέχεται μεγάλο πλήθος παρατηρήσεων, όπου πρόκειται να εκτιμηθεί το κατάλληλο μήκος περιόδου μέσα στην οποία θα γίνει η αναζήτηση της τάσης. Τέσσερις από τους πιο κοινούς τύπους τάσης είναι:

- Γραμμική Τάση
- Καμπύλη Τύπου S
- Ασυμπτωματική Τάση
- Εκθετική Τάση.

5.2.2 Κυκλικότητα

Η κυκλικότητα αναπαρίσταται από μια «κυματοειδή» μεταβολή που εμφανίζεται κατά περιόδους. Τα μήκη των περιόδων δεν είναι απαραίτητα σταθερά, αλλά πάντα μεγαλύτερα του ενός έτους. Ο κύριος λόγος μεταβολής της κυκλικότητας είναι οι οικονομικές συνθήκες.

5.2.3 Εποχιακότητα

Η εποχιακότητα ορίζεται ως μια περιοδική διακύμανση με σταθερό μήκος και μικρότερο πάντα του ενός έτους. Η εποχιακότητα σε μια χρονοσειρά είναι εύκολο να αναγνωρισθεί, καθώς αφορά μεταβολές που επαναλαμβάνονται, κατά τον ίδιο χρόνο, μέσα στο έτος. Αρκετοί τη συγχέουν με την κυκλικότητα που προαναφέρθηκε, η διαφορά τους είναι ότι η κυκλικότητα έχει διάρκεια μεγαλύτερη από ένα έτος και δεν είναι σταθερή, ενώ η εποχιακότητα είναι σταθερή και η διάρκεια είναι μικρότερη από ένα έτος.

5.2.4 Ασυνέχειες

Οι ασυνέχειες αποτελούν απομονωμένες παρατηρήσεις που δεν ακολουθούν το πρότυπο συμπεριφοράς της χρονοσειράς και δεν μπορούν να εντοπιστούν και να προβλεφθούν με βάση τα ιστορικά δεδομένα. Με βάση τη χρονική διάρκεια των απότομων αλλαγών διακρίνονται σε :

5.2.4.1 Ασυνήθιστες τιμές (Special Events, Outliers)

Οι αλλαγές αυτές έχουν παροδικό χαρακτήρα και η επίδρασή τους έχει μικρή χρονική διάρκεια στη χρονοσειρά. Χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στην ερμηνεία τους και απαιτεί θεωρητική, κριτική γνώση και κοινή λογική. Οι ασυνήθιστες τιμές προκαλούνται από διαφημίσεις, ανακοινώσεις, αλλαγές σε κανονισμούς ή απεργίες [64].

5.2.4.2 Αλλαγές επιπέδου (Level-Shifts)

Οι αλλαγές αυτές έχουν μόνιμο χαρακτήρα και μεγάλη διάρκεια. Η επίδραση τους στη χρονοσειρά είναι μεγάλη, καθώς εμφανίζονται ως απότομες αλλαγές στο μέσο επίπεδο τιμών [65].

5.2.4.3 Μη κανονικές διακυμάνσεις - Τυχειότητα

Αποτελεί τα εναπομείναντα συστατικά στοιχεία της χρονοσειράς όταν τα προηγούμενα στοιχεία έχουν απομονωθεί. Οι αλλαγές αυτές αντιπροσωπεύουν τον τυχαίο παράγοντα που προαναφέρθηκε, καθιστώντας τη χρονοσειρά στοχαστική διαδικασία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ

6.1 Εισαγωγή

Όπως περιγράφηκε παραπάνω, η παραγωγή προβλέψεων επιτυγχάνεται με την αξιοποίηση των διαθέσιμων δεδομένων από προηγούμενες χρονικές περιόδους, σε συνδυασμό με τη διαθέσιμη γνώση και εμπειρία. Ανάλογα με την ανάγκη και τον σκοπό πρόβλεψης επιλέγεται η κατάλληλη μέθοδος πρόβλεψης, η οποία θα οδηγήσει στις πιο δυνατές ακριβείς προβλέψεις. Η πάροδος του χρόνου και η επιτακτική ανάγκη για προβλέψεις έχει οδηγήσει στη δημιουργία πολλών μεθόδων. Έχουν δημιουργηθεί στατιστικές μέθοδοι που μπορούν να παράγουν προβλέψεις αυτόματα και συστηματικά μέσα από ειδικευμένα λογισμικά.

Η στατιστική πρόβλεψη (statistical forecast) εντάσσεται στο ποσοτικό μοντέλο που αναλύθηκε προηγουμένως. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί εύκολα μέσω εξειδικευμένων πληροφοριακών συστημάτων προβλέψεων, χωρίς περαιτέρω εμβάθυνση στον τομέα αυτό. Θετικό στην στατιστική πρόβλεψη είναι η ταχύτητα και το κόστος (υπολογιστικοί πόροι) της πρόβλεψης. Το αρνητικό αυτής της μεθόδου συνάδει με το αρνητικό του αιτιοκρατικού μοντέλου. Δηλαδή η στατιστική πρόβλεψη οδηγείται από το πρότυπο των ιστορικών δεδομένων που διαθέτονται και δεν λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα και ενέργειες, όπως αναλύθηκε εκτενώς ανωτέρω. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν μερικές στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης και θα πραγματοποιηθεί πρόβλεψη ζήτησης σε σταθμούς ηλεκτρικών οχημάτων μέσω μιας από αυτές [53].

6.2 Στατιστικές μέθοδοι



Σχήμα 5 : Μοντέλα Στατιστικών Μεθόδων

6.2.1 Naive




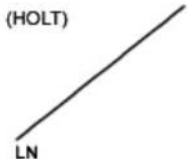

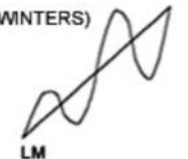





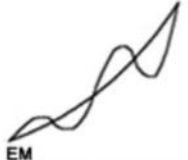
Είναι η πιο απλή μέθοδος, καθώς η πρόβλεψη που προκύπτει έχει ίση τιμή με την ακριβώς προηγούμενη παρατήρηση. Είναι γνωστή για την απλότητά της, αλλά δεν παράγει ακριβείς προβλέψεις. Η συνάρτηση είναι :

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

6.2.2 Μέθοδοι Εκθετικής Εξομάλυνσης (Exponential Smoothing Methods)

Οι εκθετικές μέθοδοι εξομάλυνσης είναι δημοφιλείς, σχετικά απλές, αλλά ισχυρές, προσφέροντας προβλέψεις με αρκετή ακρίβεια. Χρησιμοποιούνται ευρέως στις επιχειρήσεις για την πρόβλεψη της ζήτησης με αρκετά καλά αποτελέσματα σε προβλέψεις διαγωνισμών [66], [67], [68]. Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης είναι κατάλληλες για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις και δεν απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων. Οι προβλέψεις μέσω της μεθόδου αυτής απαιτούν εξομάλυνση των δεδομένων με σκοπό να απομονωθούν τα διαθέσιμα πρότυπα και στη συνέχεια να γίνει προέκταση των δεδομένων αυτών στο μέλλον, σύμφωνα με τα πρότυπα που προκύπτουν.

Σύμφωνα με τη γραφική απεικόνιση των ιστορικών δεδομένων συναρτήσει του χρόνου τα μοντέλα εξομάλυνσης μπορεί να κατηγοριοποιηθούν σε :

	Nonseasonal	Additive Seasonal	Multiplicative Seasonal
Constant Level (SIMPLE)	 NN	 NA	 NM
Linear Trend (HOLT)	 LN	 LA	 LM
Damped Trend (0.95)	 DN	 DA	 DM
Exponential Trend (1.05)	 EN	 EA	 EM

Εικόνα 36 : Κατηγορίες μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης [53]

6.2.2.1 Μοντέλο Σταθερού Επιπέδου ή Απλή Εκθετική Εξομάλυνση (Simple Exponential Smoothing)

Παρουσιάζει καλά αποτελέσματα σε χρονοσειρές με μεγάλο θόρυβο ή τυχαιότητα αποτελώντας την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής ως πρόβλεψη.

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου περιγράφεται από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + ae_t$$

$$F_{t+1} = S_t$$

Όπου,

e_t : το σφάλμα (απόκλιση πραγματικής τιμής από πρόβλεψη)

S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς

F_t : η τιμή της πρόβλεψης
 Y_t : η πραγματική τιμή
 t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης
 a : ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου $[0,1]$

6.2.2.2 Μοντέλο Γραμμικής Τάσης ή Εκθετική Εξομάλυνση Γραμμικής Τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Αποτελεί επέκταση του μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης, η οποία μπορεί να διαχειριστεί πλέον τη συνιστώσα της τάσης. Το μοντέλο αυτό αποτελεί προέκταση μιας ευθείας γραμμής στο μέλλον ως πρόβλεψη. Είναι αρκετά δημοφιλές μοντέλο όμως απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή στην περίπτωση των μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων, καθώς έχει τάση για υπερεκτίμηση.

Το μοντέλο γραμμικής τάσης περιγράφεται από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + T_{t-1} + ae_t$$

$$T_t = T_{t-1} + \alpha\beta e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + mT_t$$

Όπου,

e_t : το σφάλμα (απόκλιση πραγματικής τιμής από πρόβλεψη)
 S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς
 F_t : η τιμή της πρόβλεψης
 Y_t : η πραγματική τιμή
 t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης
 a : ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου $[0,1]$
 β : ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης $[0,1]$
 m : ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης

6.2.2.3 Μοντέλα Μη Γραμμικής Τάσης

Τα μοντέλα αυτά περιγράφηκαν από τους Gardner και McKenzie. Με την προσθήκη μιας παραμέτρου για τον έλεγχο του ρυθμού αύξησης τα μοντέλα μπορούν να προσαρμόζονται και σε μη γραμμικές τάσεις. Η παράμετρος φ ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης (trend-modification parameter)

Τα μοντέλα μη γραμμικής τάσης περιγράφονται από τις εξισώσεις:

$$e_t = Y_t - F_t$$

$$S_t = S_{t-1} + \varphi T_{t-1} + a e_t$$

$$T_t = \varphi T_{t-1} + \alpha \beta e_t$$

$$F_{t+m} = S_t + \sum_{i=1}^m \varphi^i T_t$$

Όπου,

e_t : το σφάλμα (απόκλιση πραγματικής τιμής από πρόβλεψη)

S_t : το επίπεδο της χρονοσειράς

F_t : η τιμή της πρόβλεψης

Y_t : η πραγματική τιμή

t : η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

a : ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου $[0,1]$

β : ο συντελεστής εξομάλυνσης της τάσης $[0,1]$

m : ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης

φ : ο συντελεστής διόρθωσης της τάσης

Ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου φ διακρίνονται οι εξής περιπτώσεις:

- Αν $\varphi=0$ προκύπτει το μοντέλο της απλής εκθετικής εξομάλυνσης που αναλύθηκε προηγουμένως.
- Αν $0<\varphi<1$ προκύπτει το μοντέλο της φθίνουσας τάσης (Damped Exponential Smoothing). Θεωρείται κατάλληλο για περιπτώσεις μεσοπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων, καθώς διακρίνεται κορεσμός μετά από μια χρονική περίοδο.

- Αν $\varphi=1$ προκύπτει το μοντέλο της γραμμικής τάσης καθώς οι εξισώσεις έχουν την ίδια μορφή.
- Αν $\varphi>1$ προκύπτει το μοντέλο της εκθετικής τάσης. Χαρακτηρίζεται από μεγάλη προκατάληψη λόγω της συνεχούς αύξησης των προβλέψεων. Η χρήση συνίσταται σε περίπτωση που η υπηρεσία ή το προϊόν βρίσκεται στο στάδιο εισαγωγής ή ανάπτυξης του κύκλου ζωής του.

6.2.3 Μοντέλα Παλινδρόμησης (Regression Models)

Η ανάλυση παλινδρόμησης είναι μια στατιστική τεχνική για τον ποσοτικό προσδιορισμό της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών. Περιλαμβάνει διαδικασίες και τεχνικές μοντελοποίησης και ανάλυσης με σκοπό την εύρεση συσχετίσεων μεταξύ των ανεξάρτητων και εξαρτημένων μεταβλητών. Βοηθά να γίνει αντιληπτή η μεταβολή και η συσχέτιση της εξαρτημένης μεταβλητής (εξεταζόμενο μέγεθος) όταν αλλάζει μια ανεξάρτητη μεταβλητή (διαθέσιμα δεδομένα).

Τα μοντέλα παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται αρκετά για πρόβλεψη, ανάλυση και κατανόηση μεταβλητών. Χρησιμοποιούνται συχνά για πρόβλεψη της ζήτησης του ηλεκτρικού φορτίου καθώς αναλύονται οι σχέσεις των εξωτερικών παραγόντων (ανεξάρτητων μεταβλητών), όπως καιρικές συνθήκες, ημέρα κ.α [69]. Επίσης συχνά χρησιμοποιούνται και για πρόβλεψη της πώλησης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων, με τον προσδιορισμό και ανάλυση των παραγόντων που το επηρεάζουν [70]. Ως αρνητικό χαρακτηριστικό των μοντέλων παλινδρόμησης αναφέρεται η απαίτηση της γνώσης των ανεξάρτητων μεταβλητών, γεγονός το οποίο δεν είναι εύκολο κάθε φορά, με συνέπεια τη χρησιμοποίηση υποθέσεων και τη μεταφορά του σφάλματος αυτού στα μοντέλα, επομένως και στις προβλέψεις. Ανάλογα με τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών διακρίνονται σε μοντέλα απλής και πολλαπλής παλινδρόμησης.

6.2.3.1 Απλή Ανάλυση Παλινδρόμησης (Linear Regression)

Στην απλή ανάλυση παλινδρόμησης, υπάρχει μια εξαρτημένη μεταβλητή που πρέπει να προβλεφθεί και μια ανεξάρτητη μεταβλητή. Επίσης, η σχέση μεταξύ των δυο μεταβλητών εκλαμβάνεται ως γραμμική. Αυτό δεν ισχύει πάντα, επομένως απαιτείται μετασχηματισμός της σχέσης των δυο αυτών μεταβλητών σε γραμμική για τη σωστή λειτουργία του μοντέλου. Συχνά χρησιμοποιείται και ο συντελεστής γραμμικής συσχέτισης r_{XY} με τιμές από $[-1,1]$ για τον προσδιορισμό του βαθμού εξάρτησης μεταξύ της εξαρτημένης και της ανεξάρτητης μεταβλητής. Στην περίπτωση των χρονοσειρών θεωρείται ως ανεξάρτητη μεταβλητή ο χρόνος.

Το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης περιγράφεται από τις σχέσεις :

$$\hat{Y}_i = a + bX_i$$

$$b = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i}{n} - \bar{X}\bar{Y}}{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n} - \bar{X}^2} = \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

$$a = \bar{Y} - b\bar{X}$$

Όπου,

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

b : η κλίση της ευθείας

X_i : η ανεξάρτητη μεταβλητή

Y_i : η εξαρτημένη μεταβλητή

\bar{X} : η μέση τιμή των ανεξάρτητων μεταβλητών

\bar{Y} : η μέση τιμή των εξαρτημένων μεταβλητών

Η πρώτη εξίσωση περιγράφει την ευθεία γραμμή που συνδέει τις δυο μεταβλητές. Οι συντελεστές a και b υπολογίζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών ανάμεσα στις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές.

6.2.3.2 Πολλαπλή Παλινδρόμηση

Η πολλαπλή παλινδρόμηση είναι γενίκευση της απλής παλινδρόμησης και επιλέγεται σε περιπτώσεις που απαιτούνται περισσότερες από μια ανεξάρτητες μεταβλητές. Σκοπός είναι η πρόβλεψη της τιμής εξαρτημένης μεταβλητής βάσει δύο ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών.

Το μοντέλο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης περιγράφεται από την σχέση :

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k + e$$

Όπου,

- Y: η εξαρτημένη μεταβλητή
- X: η ανεξάρτητη μεταβλητή
- b: συντελεστές (σταθεροί παράμετροι)
- e: τυχαίος παράγοντας σφαλμάτων

Στην πολλαπλή παλινδρόμηση εφαρμόζονται κάποιες βασικές υποθέσεις [55]. Σημαντική υπόθεση, αφορά την ύπαρξη γραμμικής σχέσης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και της εξαρτημένης μεταβλητής. Αν δεν υπάρχει γραμμική συσχέτιση πρέπει οι ανεξάρτητες μεταβλητές να μετασχηματιστούν σε νέες μεταβλητές, οι οποίες εμφανίζουν γραμμική σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή. Επίσης απαιτείται απουσία συσχέτισης των ανεξάρτητων μεταβλητών μεταξύ τους. Ο υπολογισμός των σταθερών παραμέτρων b και του τυχαίου παράγοντα e διεξάγεται με τη μέθοδο των ελάχιστων τετραγώνων που αναφέρθηκε προηγουμένως .

6.2.4 Μέθοδος Theta

Η μέθοδος αυτή αποτελεί μια ελληνική προσέγγιση και βασίζεται στην τροποποίηση των τοπικών καμπυλοτήτων της χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ (theta) [71]. Αποτελεί μια μονοδιάστατη μέθοδο πρόβλεψης που προσεγγίζει διαφορετικά την αποσύνθεση. Δημιουργείται μια καινούργια χρονοσειρά, η οποία διατηρεί τη μέση τιμή και κλίση της αρχικής χρονοσειράς αλλά όχι τη διακύμανση και τις τοπικές καμπυλότητες. Η χρονοσειρά που προκύπτει από τα δεδομένα που διαθέτονται αποσυντίθεται σε δύο ή περισσότερες γραμμές Theta, οι οποίες προεκτείνονται και στο τέλος, η τελική πρόβλεψη είναι ο συνδυασμός αυτών των γραμμών. Κάθε γραμμή Theta (Y^{θ}) προκύπτει από την επίλυση γραμμικών εξισώσεων συστήματος, του οποίου οι συντελεστές εξαρτώνται από τα δεδομένα της αρχικής χρονοσειράς. Χαρακτηριστικό των γραμμών αυτών είναι η καλύτερη προσέγγιση της μακροπρόθεσμης τάσης, αλλά και η ανάδειξη των βραχυπρόθεσμων χαρακτηριστικών, ανάλογα της τιμής παραμέτρου θ , της χρονοσειράς.

Μέσω της τιμής θ χαρακτηρίζονται :

- Για $\theta > 1$ τονίζονται τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς
- Για $\theta < 1$ τονίζεται η μακροπρόθεσμη τάση στα δεδομένα καθώς μειώνονται οι διακυμάνσεις.

- Για $\theta = 0$ (οριακή τιμή) η χρονοσειρά ισοδυναμεί με την ευθεία της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Η παραπάνω τροποποίηση μέσω της παραμέτρου θ εφαρμόζεται μέσω των σχέσεων :

$$Y_t^\theta = \theta Y_t''$$

$$Y_t'' = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$$

Η κλασική μέθοδος Theta αποσυνθέτει την αρχική χρονοσειρά σε δυο γραμμές Theta με παράμετρο $\theta=0$ για ευθεία γραμμή ή $\theta=2$ για διπλασιασμό των τοπικών καμπυλοτήτων. Έχει εφαρμοστεί η μέθοδος αυτή σε αρκετούς διαγωνισμούς με πολύ καλά αποτελέσματα [67].

Η εξίσωση που βασίζεται η μέθοδος Theta είναι :

$$Y_t = \frac{1}{2} (Y_t^{\theta=1+\alpha} + Y_t^{\theta=1-\alpha})$$

6.2.5 Μοντέλα ARIMA

Το ARIMA αποτελεί συντομογραφία του AutoRegressive Integrated Moving Average δηλαδή σε ελληνική μετάφραση ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινητών μέσων όρων. Τα μοντέλα αυτά αποτελούν στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα καθώς περιέχουν και τον τυχαίο παράγοντα σε συνδυασμό με τις τιμές του μεγέθους που μελετάται. Ερευνήθηκαν από τους George Box και Gwilym Jenkins το 1970 και συχνά συναντώνται στη βιβλιογραφία με την αντίστοιχη ονομασία [72], [73]. Τα μοντέλα ARIMA προσδιορίζουν τη λογική κλασικών μοντέλων παλινδρόμησης και εκθετικής εξομάλυνσης, με την έννοια ότι συσχετίζονται με παρελθοντικές τιμές και σφάλματα που εντοπίστηκαν οι μελλοντικές τιμές των χρονοσειρών. Σημαντικό στοιχείο στα μοντέλα ARIMA αποτελεί ότι εξαρχής δεν προσδιορίζεται ο μηχανισμός με τον οποίο εξελίσσεται το μέγεθος, αλλά επιλέγεται εκείνος που έχει τη μεγαλύτερη πιθανότητα να αποκαλύπτει τη σχέση που συνδέει την κάθε παρατήρηση με τις προηγούμενες της. Στόχος των μοντέλων αυτών αποτελεί η εύρεση του βέλτιστου γραμμικού συνδυασμού των παραπάνω παραγόντων για προέκταση της χρονοσειράς.

Τα μοντέλα Arima χρησιμοποιούνται ευρύτατα προσφέροντας ικανοποιητικά αποτελέσματα στην πρόβλεψη των μεγεθών και έχουν χρησιμοποιεί για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, συμπεριλαμβανομένου του συμβατικού ηλεκτρικού φορτίου και της ζήτησης φόρτισης των ηλεκτρικών αυτοκινήτων [74].

Οι στοχαστικοί παράγοντες που περιγράφουν το μοντέλο ARIMA δίνονται από τις σχέσεις :

- Για μη εποχιακά μοντέλα ARIMA (p,d,q)

$$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p)(1 - B)^n y_t = c + (\theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t$$

- Για εποχιακά μοντέλα ARIMA (P,D,Q)_m

$$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p)(1 - B)^n (1 - B^m)^N y_t = c + (\theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) e_t$$

Όπου,

e_t : το σφάλμα πρόβλεψης (τυχαίος παράγοντας) στον χρόνο

y_t : οι παρατηρήσεις στον χρόνο

$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p)$: αυτοπαλινδρομικοί παράγοντες AR(p)

$(1 - B)^n$: διαφόριση I(d)

$(\theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)$: Παράγοντες κινητού μέσου όρου MA(q)

6.3 Ορίζοντας Πρόβλεψης

Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι το χρονικό διάστημα κατά το οποίο οι μέθοδοι θα δώσουν προβλέψεις στο μέλλον. Είναι χρήσιμο να υπάρχει αυτός ο διαχωρισμός, καθώς προκύπτουν διαφορετικές ανάγκες στην πρόβλεψη. Ο ορίζοντας πρόβλεψης έχει σημαντική επίδραση στην επιλογή μεθόδου πρόβλεψης, καθώς συμβάλει στην κατανόηση και στην επιλογή της κατάλληλης τεχνικής.

6.3.1 Βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη (Short-term forecasting)

Αναφέρεται στον κοντινό σχεδιασμό της επιχείρησης με την τιμή του ορίζοντα πρόβλεψης να είναι μικρότερη από 3 μήνες.

6.3.2 Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη (Medium-term forecasting)

Αποτελεί την συνηθέστερη κατηγορία πρόβλεψης στην οποία ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι 12 με 15 μήνες και αναφέρεται συνήθως στον οικονομικό σχεδιασμό της επιχείρησης.

6.3.3 Μακροπρόθεσμη πρόβλεψη (Long-term forecasting)

Αναφέρεται στον μακροχρόνιο σχεδιασμό των επιχειρήσεων και ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι μεγαλύτερος από 3 έτη.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη συμβάλλει σημαντικά στη βέλτιστη διαχείριση της σταθερότητας του συστήματος ισχύος και στον προγραμματισμό της επόμενης μέρας. Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη με την σειρά της και αυτή βοηθάει στον προγραμματισμό του φορτίου μεσοπρόθεσμα και αποτελεί ζωτικής σημασίας για τον προγραμματισμό λειτουργιών συντήρησης στα σημεία φόρτισης. Τέλος, η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη απαιτείται για την πρόβλεψη της ζήτησης του φορτίου και των ιδιοκτητών ηλεκτρικών οχημάτων, έχοντας σημαντικό αντίκτυπο στις αποφάσεις σχετικά με επενδύσεις σε υποδομές και σε καινούργιους φορτιστές [7], [75].

6.4 Αξιολόγηση Ακρίβειας των Μεθόδων προβλέψεων μέσω ΔΕΙΚΤΩΝ

Για την επιτυχημένη πρόβλεψη καθίσταται σημαντική η μελέτη και αξιολόγηση των σφαλμάτων που προκύπτουν από τις διαθέσιμες μεθόδους πρόβλεψης. Για τον προσδιορισμό των σφαλμάτων και της ακρίβειας των προβλέψεων χρησιμοποιούνται οι στατιστικοί δείκτες σφαλμάτων, όπου ο καθένας προσεγγίζει το σφάλμα διαφορετικά [76]. Θεωρούμε τη μεταβλητή Y_i ως τις τιμές των πραγματικών δεδομένων που διαθέτονται, δηλαδή τα ιστορικά στοιχεία. Η μεταβλητή αυτή μπορεί επίσης να αφορά τα αρχικά δεδομένα επεξεργασμένα, δηλαδή μπορεί να αφορά την αποεποχιακοποιημένη χρονοσειρά ή τα αρχικά δεδομένα προσαρμοσμένα. Θεωρούμε επίσης τη μεταβλητή F_i ως τις τιμές της μεθόδου πρόβλεψης. Η μεταβλητή αυτή έχει πλήθος $n+h$ όπου n είναι το πλήθος των αρχικών δεδομένων και h είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης (χρονική διάρκεια). Μέσω των διανυσμάτων F και Y υπολογίζεται το σφάλμα, διαφορά μεταξύ πραγματικής τιμής και πρόβλεψης.

$$e_i = Y_i - F_i$$

Όταν δεν είναι διαθέσιμες οι πραγματικές τιμές στην περίοδο πρόβλεψης υπολογίζεται το in-sample error, το οποίο αφορά την τιμή του σφάλματος μόνο για τις παρατηρήσεις που έχουν υπολογιστεί από το μοντέλο πρόβλεψης. Όταν τα πραγματικά δεδομένα γίνουν διαθέσιμα με την πάροδο του χρόνου υπολογίζεται το πραγματικό σφάλμα (out-of-sample error). Σημαντικά είναι και τα δύο σφάλματα, καθώς με το πρώτο προσδιορίζονται οι βέλτιστες τιμές των παραμέτρων των μεθόδων, ενώ με το δεύτερο προσδιορίζεται η ακρίβεια της μεθόδου πρόβλεψης.

Οι βασικότεροι στατιστικοί δείκτες σφάλματος είναι :

6.4.1 Μέσο Σφάλμα (Mean Error)

Υπολογίζεται σύμφωνα με τον γνωστό, απλό μέσο όρο των σφαλμάτων εκφράζοντας τη συστηματικότητα του σφάλματος. Όσο η τιμή του μέσου σφάλματος είναι κοντά στο μηδέν, τόσο τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Όταν η τιμή του είναι θετική, μεταφράζεται ως απαισιοδοξία των προβλέψεων, καθώς οι προβλέψεις είναι κατά μέσο όρο μικρότερες από τις πραγματικές τιμές. Αντίθετα, όταν η τιμή του είναι αρνητική, μεταφράζεται ως αισιοδοξία.

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

6.4.2 Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)

Ο δείκτης αυτός δίνει ως αποτέλεσμα μόνο θετικές τιμές λόγω του απολύτου. Για τον λόγο αυτόν ο προσδιορισμός της κατεύθυνσης της πρόβλεψης είναι αδύνατο να διευκρινιστεί. Προσδιορίζει τη συνολική αστοχία της πρόβλεψης. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του, τόσο μικρότερη ακρίβεια παρουσιάζει η μέθοδος πρόβλεψης. Χρησιμοποιείται συνήθως για την αξιολόγηση προβλέψεων που εφαρμόζεται σε σύνολα δεδομένων διαφορετικής κλίμακας, ενώ δεν προτείνεται για προβλέψεις που τα δεδομένα είναι διακοπτόμενα.

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

6.4.3 Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)

Παρόμοια λογική με τον προηγούμενο δείκτη με τη διαφορά του τετραγωνικού εκθέτη. Αποτελεί ένα μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης δίνοντας μεγάλο βάρος στα μεγάλα σφάλματα (τετραγωνικός εκθέτης). Τον δείκτη αυτόν τον συναντάμε συχνά στον υπολογισμό των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης. Επίσης, αποτελεί συχνό δείκτη σε μελέτες και η εφαρμογή του έχει προσδιοριστεί σε μεγάλο βαθμό [68] [77].

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

6.4.4 Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)

Ίδια χαρακτηριστικά με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, μόνο που στην περίπτωση αυτή για να εκφραστεί ο δείκτης στις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς υπολογίζεται με την ρίζα.

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

Σε σύγκριση του MSE και του RMSE πιο συχνά χρησιμοποιείται το RMSE, καθώς τα σφάλματα έχουν την ίδια κλίμακα με τις μονάδες της αρχικής χρονοσειράς. Οι γνώμες για την επιλογή σφάλματος πρόβλεψης δεν είναι ξεκάθαρες. Αρκετές μελέτες υποστηρίζουν πως το RMSE δεν είναι κατάλληλο και καμιά φορά είναι αναξιόπιστο λόγω της μεγάλης ευαισθησίας που παρουσιάζει στις ακραίες τιμές [78]. Υποστηρίζεται επίσης, ότι το RMSE πρέπει να χρησιμοποιείται όταν τα μεγάλα σφάλματα είναι ιδιαίτερα ανεπιθύμητα στις προβλέψεις και στις άλλες περιπτώσεις να χρησιμοποιείται το MSE [79].

Έχουν δημιουργηθεί επίσης δείκτες σφαλμάτων πρόβλεψης σε ποσοστιαία μορφή διότι χρησιμεύουν για τη σύγκριση της ακρίβειας διαφορετικών μεθόδων. Επίσης χρησιμοποιούνται κατά κόρον όταν οι πραγματικές τιμές των χρονοσειρών είναι ιδιαίτερες υψηλές, καθώς δεν εξαρτώνται από την κλίμακα των δεδομένων, διότι με τους προηγούμενες δείκτες τα σφάλματα θα αποδώσουν εξίσου μεγάλο αριθμό. Το γεγονός αυτό δυσκολεύει στην σύγκριση και κατανόηση των μεθόδων και σφαλμάτων. Οι δείκτες που αναφέρθηκαν προηγουμένως μπορούν να εκφραστούν σε ποσοστιαία μορφή έχοντας τα ίδια χαρακτηριστικά. Η μόνη διαφορά είναι η έκφρασή τους επί τοις 100 (%). Έχουν δημιουργηθεί επίσης αρκετές παραλλαγές που βασίζονται στους αρχικούς δείκτες.

Μερικοί ποσοστιαίοι δείκτες είναι :

6.4.5 Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right| * 100\%$$

6.4.6 Ρίζα του Μέσου Τετραγωνικού Ποσοστιαίου Σφάλματος (Root Mean Square Percentage Error)

$$RMSP\% = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right)^2} * 100\%$$

6.4.7 Συμμετρικό Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Symmetric Mean Absolute Error)

Ο δείκτης αυτός διαιρείται με το ημίθροισμα της πραγματικής τιμής των δεδομένων και της πρόβλεψης. Ο τύπος αυτός παρέχει αποτέλεσμα μεταξύ του διαστήματος 0% και 200%. Η ανάλυση έχει δείξει πως αυτός ο δείκτης τελικά δεν είναι τόσο συμμετρικός όπως θα έπρεπε λόγω του ονόματος του [80].

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{\left(\frac{Y_i + F_i}{2} \right)} \right| * 100\%$$

Τα ποσοστιαία σφάλματα χρήζουν προσοχής, καθώς στον παρονομαστή έχουν την μεταβλητή των ιστορικών δεδομένων Y_i και μπορεί να προκύψει απροσδιοριστία για τιμή $Y_i=0$. Επίσης προσοχή απαιτεί η ασύμμετρη κατανομή τους για τιμές κοντά στο μηδέν. Για τους λόγους αυτούς, οι προηγούμενοι δείκτες δεν μπορούν να εφαρμοστούν σε διακοπτόμενη ζήτηση χρονοσειρά [81].

Ένας άλλος τρόπος αξιολόγησης των μεθόδων πρόβλεψης αποτελεί το απλό σχετικό σφάλμα. Ορίζεται ως το πηλίκο του απλού σφάλματος μεθόδου πρόβλεψης που εξετάζουμε, προς το απλό σφάλμα μιας μεθόδου που χρησιμοποιείται ως αναφορά. Συνήθως ως μέθοδος αναφοράς χρησιμοποιείται η Naïve ως πιο απλή στην υλοποίηση.

$$r_i = \frac{e_i}{e_i^*}$$

Η ανάλυση και επιλογή ενός μέτρου σφάλματος μπορεί να επηρεάσει την κατάταξη και επιλογή των μεθόδων πρόβλεψης [82], [83].

6.5 Επιλογή Μεθόδου Πρόβλεψης

Η επιλογή της μεθόδου πρόβλεψης εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Κάθε μέθοδος είναι εφαρμόσιμη και πρέπει να ληφθεί μέριμνα για την επιλογή της σωστής τεχνικής για τη συγκεκριμένη εφαρμογή αναλύοντας τους παράγοντες πρόβλεψης.

Οι πιο σημαντικοί παράγοντες είναι :

6.5.1 Το Πλαίσιο της Πρόβλεψης

Πρέπει να αποφασιστεί αν οι χρήστες (άτομα ή επιχειρήσεις) θέλουν απλώς να προβλέψουν ή επιθυμούν να κατανοήσουν και επηρεάσουν την πορεία των γεγονότων στο μέλλον. Για παράδειγμα, αν κάποιος θέλει να προβλέψει απλώς, τότε μπορεί να χρησιμοποιήσει μια απλή μέθοδο πρόβλεψης, ενώ αν επιθυμεί να αναλύσει και παρατηρήσει τα αποτελέσματα στο μέλλον κάποιας δράσης πρέπει να χρησιμοποιήσει μέθοδο παλινδρόμησης.

6.5.2 Η Διαθεσιμότητα και τα Χαρακτηριστικά των Ιστορικών Δεδομένων

Η διαθεσιμότητα δεδομένων και η δυνατότητα δημιουργίας σχέσεων μεταξύ των παραγόντων εξαρτώνται άμεσα από την ωριμότητα ενός προϊόντος, επομένως το στάδιο του κύκλου ζωής αποτελεί καθοριστικό παράγοντα στην επιλογή μεθόδου πρόβλεψης. Πρέπει να προσδιοριστεί επίσης ο τύπος των δεδομένων (μηνιαία, εβδομαδιαία, ημερήσια κλπ) και τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς όπως αναφέρθηκαν στην παράγραφο 5.2. Όσον αφορά την τυχαιότητα, τα ετήσια δεδομένα περιέχουν ελάχιστη τυχαιότητα, ενώ όσο η χρονική περίοδος μεταξύ των δεδομένων μικραίνει η τυχαιότητα είναι αρκετή. Δηλαδή στα μηνιαία εμφανίζεται σημαντική ποσότητα τυχαιότητας, ενώ στα ωριαία δεδομένα η τυχαιότητα κυριαρχεί. Στις περιπτώσεις που η τυχαιότητα κυριαρχεί προτιμούνται απλοί μέθοδοι. Το αντίθετο συμβαίνει με το χαρακτηριστικό τάση-κύκλου. Όσο η χρονική περίοδος των γεγονότων μεγαλώνει (τριμηνιαία, ετήσια) τόσο περισσότερο κυριαρχεί το χαρακτηριστικό τάση-κύκλος. Σε τέτοιες περιπτώσεις προτιμούνται οι εξελιγμένες και πολυπλοκότερες μέθοδοι πρόβλεψης των παλινδρομικών μοντέλων. Η εμφάνιση εποχιακότητας δεν επιδρά σημαντικά στην επιλογή του μοντέλου αφού σχεδόν όλες οι μέθοδοι μπορούν να την προβλέψουν [53].

6.5.3 Ο ορίζοντας πρόβλεψης

Το χρονικό διάστημα το οποίο ενδιαφερόμαστε να προβλέψουμε επηρεάζει σημαντικά την επιλογή του μοντέλου πρόβλεψης. Για βραχυπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη προτείνονται οι απλές μέθοδοι και κυρίως η μέθοδος της εκθετικής εξομάλυνσης καθώς οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης προτείνονται για μακροπρόθεσμες προβλέψεις ενώ η μέθοδος Theta εφαρμόζεται συνήθως για μεσοπρόθεσμες προβλέψεις με δυνατότητα τροποποίησης για βραχυχρόνιες και μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

6.5.4 Το κόστος (αξία) της πρόβλεψης

Το κόστος αποτελεί πάντα σημαντικό παράγοντα στον καθορισμό μιας επιλογής ή απόφασης. Οι επιχειρήσεις σκοπεύουν στο κέρδος οπότε προσπαθούν να βρουν τα βέλτιστα με το δυνατό λιγότερο κόστος. Το κόστος εξαρτάται από την πολυπλοκότητα του μοντέλου σε συνδυασμό με το πλήθος των δεδομένων.

6.5.5 Η αξιοπιστία

Η αξιοπιστία είναι ένας από τους πιο σημαντικούς παράγοντες. Υποδεικνύει την εγκυρότητα του σφάλματος της παραμέτρου που είναι αποδεκτή. Προσδιορίζεται και ως διάστημα εμπιστοσύνης μιας πρόβλεψης (confidence level).

Αυτοί οι παράγοντες πρέπει να σταθμίζονται συνεχώς και σε διάφορα επίπεδα, ώστε να επιλεγεί η τεχνική πρόβλεψης που αξιοποιεί βέλτιστα τα διαθέσιμα δεδομένα. Η μέθοδος πρόβλεψης που θα επιλεγεί πρέπει να οδηγήσει στην ακρίβεια που έχει ζητηθεί. Οι επιχειρήσεις πρέπει να σταθμίζουν την αξιοπιστία που ζητούν έναντι των πιθανών εξοικονομήσεων στην επιλογή των μοντέλων πρόβλεψης. Αν εφαρμοστεί μια απλή μέθοδος και τα αποτελέσματα της ακρίβειας είναι τα ζητούμενα, δεν προτείνεται μια πιο πολύπλοκη μέθοδος, καθώς το κόστος θα αυξηθεί [59].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ

7.1 Εισαγωγή

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών. Με τον όρο τεχνητή νοημοσύνη ορίζεται μια αναλυτική διαδικασία, η οποία εμφανίζει συμπεριφορά και ενέργειες που θεωρούνται «έξυπνες» από ανθρώπινους παρατηρητές και βασίζεται σε υπολογιστικές μηχανές. Αποτελεί προσπάθεια μίμησης της ανθρώπινης συμπεριφοράς συμπεριλαμβανομένων στοιχείων λογικής και βελτιστοποίησης. Η αναπαράσταση της γνώσης είναι ένας από τους πιο βασικούς τομείς της τεχνητής νοημοσύνης. Τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης επεξεργάζονται τις πληροφορίες και τα δεδομένα, με δυνατότητα επίλυσης μαθηματικών μη γραμμικών και μη μοντελοποιημένων συστημάτων με τρόπο που να βελτιώνουν τη συνολική απόδοση. Υπάρχουν αρκετά συστήματα τεχνητής νοημοσύνης για πρόβλεψη, τα οποία ομαδοποιούνται στις παρακάτω βασικές κατηγορίες [84]:

7.2 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η μηχανική μάθηση σήμερα χρησιμοποιείται ευρέως. Εφαρμόζει πολύπλοκους μαθηματικούς αλγόριθμους για την αυτόματη αναγνώριση προτύπων, τη λήψη σημάτων ζήτησης και τον εντοπισμό πολύπλοκων σχέσεων σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Εκτός από την ανάλυση τεράστιων όγκων πληροφοριών, τα έξυπνα συστήματα επανεξετάζουν συνεχώς μοντέλα, προσαρμόζοντάς τα σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, αντιμετωπίζοντας έτσι την αστάθεια. Αυτές οι δυνατότητες επιτρέπουν στο λογισμικό που βασίζεται στην μηχανική μάθηση να παράγει πιο ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις σε σύνθετα σενάρια.

7.3 Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)

Ένα έμπειρο σύστημα αποτελεί υπολογιστικό σύστημα, το οποίο μιμείται την ικανότητα ενός έμπειρου ατόμου στη λήψη αποφάσεων. Σχεδιάστηκαν για να λύνουν πολύπλοκα ζητήματα με βάση τη διαθέσιμη γνώση στο αντίστοιχο πεδίο και όχι εκτελώντας μια ακριβή διαδικασία επίλυσης που έχει καθορίσει ο προγραμματιστής. Τα συστήματα αυτά εμφανίστηκαν τη δεκαετία του 1970 και ήταν από τις πρώτες επιτυχημένες μορφές λογισμικού της τεχνητής νοημοσύνης [85].

7.4 Υπολογιστική Νοημοσύνη (Computational Intelligence)

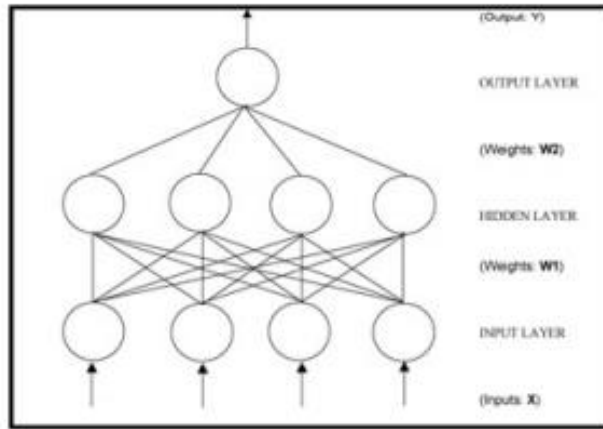
Η υπολογιστική νοημοσύνη είναι ένα σύνολο υπολογιστικών μεθοδολογιών και προσεγγίσεων που εμπνέονται από φυσικά προβλήματα για την αντιμετώπιση σύνθετων πραγματικών ζητημάτων. Αφορά δηλαδή τη θεωρία, το σχεδιασμό, την εφαρμογή και την ανάπτυξη βιολογικών και γλωσσικά υποκινούμενων υπολογιστικών παραδειγμάτων. Η υπολογιστική νοημοσύνη αναφέρεται στην ικανότητα ενός υπολογιστή να μάθει μια συγκεκριμένη εργασία από τα δεδομένα [86]. Η υπολογιστική νοημοσύνη παίζει σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη επιτυχημένων έξυπνων συστημάτων, συμπεριλαμβανομένων των παιχνιδιών και των γνωστικών συστημάτων ανάπτυξης. Σήμερα μερικά από τα πιο επιτυχημένα συστήματα της τεχνητής νοημοσύνης βασίζονται στην υπολογιστική νοημοσύνη. Ενσωματώνουν την ανθρώπινη γνώση και χειρίζονται αποτελεσματικά την ανακρίβεια και την αβεβαιότητα. Τα αντικείμενα της υπολογιστικής νοημοσύνης έχουν δεχτεί αρκετή ανάπτυξη και έχουν δημιουργηθεί πολλά υπολογιστικά μοντέλα. Τα τρία βασικά μοντέλα είναι :

7.4.1 Τα Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Αποτελούν δομές μη γραμμικού χαρακτήρα που βασίζονται στη μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου (βιολογικοί νευρώνες). Χρησιμοποιώντας τον ανθρώπινο εγκέφαλο ως πηγή έμπνευσης, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μαζικά παράλληλα κατανομημένα δίκτυα που έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν και να γενικεύονται από παραδείγματα. Στις περιπτώσεις δηλαδή που η συσχέτιση δεν είναι εξαρχής γνωστή αποτελεί χρήσιμη μέθοδο πρόβλεψης, καθώς προσφέρει ευελιξία στις εισόδους του, που αποτελούν και τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα πολλά υποσχόμενο εργαλείο για προβλέψεις. Η εγγενώς μη γραμμική δομή των νευρικών δικτύων είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη σύλληψη της σύνθετης υποκειμένης σχέσης σε πολλά πραγματικά προβλήματα του κόσμου. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ίσως οι πιο ευέλικτες μέθοδοι για την πρόβλεψη εφαρμογών, διότι όχι μόνο μπορούν να βρουν μη γραμμικές δομές σε ένα πρόβλημα, αλλά μπορούν επίσης να μοντελοποιήσουν γραμμικές διαδικασίες.

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο πολλών υπολογιστικών νευρώνων ή κυττάρων, τα οποία είναι συνδεδεμένα και οργανωμένα σε στρώματα. Κάθε νευρώνας εκτελεί ένα απλό έργο επεξεργασίας πληροφοριών μετατρέποντας τις εισερχόμενες εισόδους σε πληροφορίες εξόδου. Μέσω των τόξων σύνδεσης μεταξύ των νευρώνων η γνώση μπορεί να δημιουργηθεί και να αποθηκευτεί ανάλογα με την ισχύ των συνδέσεων των διαφορετικών κόμβων. Το πιο διαδεδομένο και επιτυχώς χρησιμοποιούμενο για τις προβλέψεις είναι το νευρωνικό δίκτυο

εμπρόσθιας τροφοδότησης (Feed Forward) [87]. Το συγκεκριμένο μοντέλο έχει χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του φορτίου ηλεκτρικών αυτοκινήτων με αρκετά καλά αποτελέσματα [88] [89].



Σχήμα 6 : Τυπικό νευρωνικό δίκτυο τύπου εμπρόσθιας τροφοδότησης [87]

Το παραπάνω σχήμα δείχνει την αρχιτεκτονική ενός Feed Forward νευρωνικού δικτύου, το οποίο αποτελείται από τρία στρώματα (Layers). Οι νευρώνες (κύκλοι) στους κόμβους εισόδου αντιστοιχούν σε ανεξάρτητες μεταβλητές που στοχεύουν στην πρόβλεψη της εξαρτημένης μεταβλητής που αντιστοιχεί στην έξοδο του νευρώνα. Οι νευρώνες στο κρυφό στρώμα (hidden layer) ενώνονται με τις εισόδους αλλά και τις εξόδους και είναι το κλειδί για την εκμάθηση του μοτίβου στα δεδομένα αλλά και χαρτογράφησης της σχέσης των μεταβλητών εισόδων προς τις μεταβλητές εξόδων (πρόβλεψη). Η ροή πληροφοριών είναι προς μια κατεύθυνση, όπως φαίνεται και στο σχήμα. Κατά την ανάπτυξη ενός μοντέλου νευρωνικού δικτύου πρόβλεψης πρέπει να προσδιοριστεί η αρχιτεκτονική του ως προς τον αριθμό των νευρώνων των μεταβλητών εισόδων (ανεξάρτητες μεταβλητές), των κρυφών κόμβων και των εξόδων (εξαρτημένες μεταβλητές). Ο αριθμός των κρυφών κόμβων είναι συνήθως άγνωστος πριν την κατασκευή ενός μοντέλου νευρωνικού δικτύου και πρέπει να επιλεγεί κατά τη διαδικασία κατασκευής του μοντέλου. Αυτή η παράμετρος είναι χρήσιμη για την προσέγγιση της μη γραμμικής σχέσης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου.

Ως αρνητικό χαρακτηριστικό των μοντέλων του νευρωνικού δικτύου θεωρείται ότι αποτελούν αρκετά πολύπλοκες μεθόδους και δύσκολες στη χρήση και την κατανόηση [90].

7.4.2 Η Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)

Η ασαφής λογική εμφανίστηκε στο πλαίσιο της θεωρίας των ασαφών συνόλων, που εισήγαγε ο Zadeh (1965). Συνιστά προσπάθεια των επιστημόνων και αυτών που ασχολούνται με την τεχνητή νοημοσύνη να μελετήσουν και να μαθηματικοποιήσουν τη δομή της φυσικής γλώσσας των ανθρώπων. Αποτελεί επέκταση της κλασσικής δυαδικής λογικής. Χρησιμοποιείται για το χειρισμό της έννοιας της μερικής αλήθειας, όπου η τιμή της αλήθειας μπορεί να κυμαίνεται μεταξύ εντελώς αληθούς και εντελώς ψευδούς, σε αντίθεση με τη δυαδική λογική που οι τιμές των μεταβλητών μπορεί να είναι μόνο 0 και 1 [91]. Οι υπολογιστές μπορούν να επεξεργαστούν και να διατυπώσουν μαθηματικά τα στοιχεία των δεδομένων όπως το «πολύ ψηλός» και το «σχεδόν ψηλός» με τρόπο ώστε να εισαχθεί ο ανθρώπινος τρόπος σκέψης στον προγραμματισμό τους.

Σημαντικό πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής στην πρόβλεψη είναι η απουσία ανάγκης τιμών εισόδων με έμφαση στην ακρίβεια αλλά και μαθηματικού μοντέλου χαρτογράφησης των εισόδων και εξόδων. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται αρκετά ως μοντέλο πρόβλεψης όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν θόρυβο. Ωστόσο σε αρκετές περιπτώσεις αναγκαίο είναι η ακριβής πρόβλεψη των εξόδων του συστήματος. Για την παραγωγή εξόδων με μεγαλύτερη ακρίβεια γίνεται χρήση μιας μεθόδου αποασαφοποίησης ύστερα από λογική επεξεργασία των εισόδων.

Όσον αφορά την πρόβλεψη ζήτησης του ηλεκτρικού φορτίου των ηλεκτρικών οχημάτων μέσω της ασαφούς λογικής, καθίσταται πολύπλοκη λόγω της στοχαστικότητας και της πολυπλοκότητας της μελέτης. Καθίσταται δύσκολη η περιγραφή της σχέσης μεταξύ της ημερήσιας απόστασης και του χρόνου άφιξης και αναχώρησης. Ένας τρόπος για την αντιμετώπιση αυτού είναι να δημιουργηθούν μοτίβα οδήγησης, ώστε να προσδιοριστούν οι χρόνοι σύνδεσης και αποσύνδεσης μέσω της ασαφούς λογικής. Στην περίπτωση αυτή η ασαφής λογική χρησιμοποιείται ως μοντέλο ταξινόμησης [92]. Με τον τρόπο αυτό, η ασαφής λογική έχει χρησιμοποιηθεί και βελτιστοποιηθεί για την πρόβλεψη του ηλεκτρικού φορτίου με την πάροδο του χρόνου [93], [94].

7.4.3 Ο Εξελικτικός Υπολογισμός (Evolutionary Computation)

Ο εξελικτικός υπολογισμός αποτελεί μια οικογένεια αλγορίθμων που είναι εμπνευσμένοι από τη φυσική εξέλιξη. Ο αλγόριθμός του ξεκινάει με τη δημιουργία ενός αρχικού συνόλου υποψήφιων λύσεων. Στη συνέχεια, το σύνολο αξιολογείται και ενημερώνεται επαναληπτικά. Σε κάθε επανάληψη το σύνολο εξετάζεται και αφαιρούνται στοχαστικά οι λύσεις που αποκλίνουν από την επίλυση του προβλήματος προσθέτοντας μικρές αλλαγές. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ο

αλγόριθμος να εξελιχτεί σύμφωνα με τη μέθοδο της φυσικής εξέλιξης και να καταλήξει ο αλγόριθμος στη βέλτιστη λύση.

Ο εξελικτικός υπολογισμός αναπτύχθηκε τη δεκαετία του 1960 από τους Fogel το 1966, Holland το 1975, και τον Rechenberg το 1973. Οι δύο τελευταίοι συγγραφείς δημοσίευσαν το έργο τους σε μια ευρέως προσβάσιμη μορφή μόνο στη δεκαετία του 1970. Με την πάροδο του χρόνου έχουν δημιουργηθεί αρκετές τεχνικές του εξελικτικού υπολογισμού [95].

Οι κυριότερες είναι [96], [97]:

7.4.3.1 Ο Γενετικός αλγόριθμος (Genetic Algorithm)

Αποτελεί προσαρμοστική αναζήτηση που επιχειρεί να μιμηθεί τη φυσική διαδικασία επιλογής. Είναι μια εξελικτική μέθοδος βελτιστοποίησης αναζήτησης υπολογιστών που ξεκινά από ένα βασικό πληθυσμό υποψηφίων λύσεων που τις καθιστά εξελισσόμενες σύμφωνα με την αρχή «επιβίωση του καταλληλότερου». Για την αναπαράσταση χρησιμοποιούνται πίνακες με bits που ονομάζονται χρωμοσώματα (chromosomes).

7.4.3.2 Ο Γενετικός Προγραμματισμός (Genetic Programming)

Αποτελεί επέκταση της προηγούμενης μεθόδου. Δημιουργεί τα χρωμοσώματα (αρχικός πληθυσμός προγραμμάτων) που κατασκευάζονται από ένα προκαθορισμένο σύνολο λειτουργιών και ένα σύνολο τερματικών, και τα συνδυάζει τυχαία με τη μορφή δέντρου. Έχει εφαρμοστεί σε πολλά προβλήματα και έχει αποδειχτεί ότι παράγει πολύ καλές λύσεις για πολύπλοκα προβλήματα.

7.4.3.3 Γραμματική Εξέλιξη (Grammatical Evolution)

Είναι μια τεχνική εμπνευσμένη σε μεγάλο βαθμό από τη βιολογική διαδικασία δημιουργίας μιας πρωτεΐνης από το γενετικό υλικό ενός οργανισμού, η οποία μας επιτρέπει να δημιουργήσουμε πλήρη προγράμματα σε μια αυθαίρετη γλώσσα με την εξέλιξη προγραμμάτων γραμμένων σε μια γραμματική BNF. Η τεχνική της γραμματικής εξέλιξης εκτελεί τη διαδικασία εξέλιξης σε δυαδικές συμβολοσειρές μεταβλητού μήκους, και όχι σε πραγματικά προγράμματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

8.1 Εισαγωγή

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning) αποτελεί εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence) παρέχοντας στα συστήματα την ικανότητα αυτόματης μάθησης και βελτίωσης από τα δεδομένα χωρίς να προγραμματίζονται ρητά. Επικεντρώνεται δηλαδή στην ανάπτυξη υπολογιστικών προγραμμάτων που έχουν πρόσβαση σε δεδομένα και τα χρησιμοποιούν για να μαθαίνουν μόνα τους. Η διαδικασία της μάθησης ξεκινά με παρατηρήσεις των δεδομένων, όπως παραδείγματα, άμεσες εμπειρίες ή οδηγίες, προκειμένου να αναζητηθούν και εξακριβωθούν μοτίβα στα δεδομένα που θα βοηθήσουν να ληφθούν καλύτερες προβλέψεις στο μέλλον. Ο πρωταρχικός στόχος είναι να επιτρέψει στους υπολογιστές να μαθαίνουν αυτόματα χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση ή βοήθεια και να προσαρμόζουν ανάλογα τις ενέργειες.

Όταν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές τέθηκαν σε χρήση στις δεκαετίες 1950 και 1960, αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι επιτρέποντας τη μοντελοποίηση και την ανάλυση μεγάλων συνόλων δεδομένων. Από την αρχή εμφανίστηκαν τρεις κλάδοι της μηχανικής μάθησης, η συμβολική μάθηση, οι στατιστικές μέθοδοι και τα νευρωνικά δίκτυα [98], [99], [100]. Με την πάροδο του χρόνου οι κλάδοι αυτοί ανέπτυξαν άλλες προηγμένες μεθόδους [101]. Ένας σύγχρονος ορισμός που χρησιμοποιείται ευρέως για τη μηχανική μάθηση δόθηκε από τον Tom Michael Mitchell ως εξής « Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνεται από μια εμπειρία E σε σχέση με μια κλάση εργασιών T και μέτρο απόδοσης P αν η απόδοσή του σε εργασίες από το T , όπως μετριέται από το P , βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας E .» [102].

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης συνήθως κατηγοριοποιούνται σε τέσσερις κατηγορίες ανάλογα με το επιθυμητό αποτέλεσμά τους. Οι τέσσερις αυτές κατηγορίες είναι [103], [104], [105]:

8.1.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Μπορεί να εφαρμόσει τις πληροφορίες και τα μοτίβα των παρελθοντικών δεδομένων σε νέα δεδομένα χρησιμοποιώντας επισημασμένα παραδείγματα για την πρόβλεψη μελλοντικών γεγονότων. Στην επιβλεπόμενη μάθηση γνωρίζουμε ποια είναι η σωστή μορφή της εξόδου. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται με τα δεδομένα εκμάθησης (train datasheet) και στο τέλος της διαδικασίας επιλέγεται η συνάρτηση που περιγράφει καλύτερα τα δεδομένα αυτά. Η επιβλεπόμενη μάθηση διακρίνεται σε προβλήματα παλινδρόμησης (regression) και ταξινόμησης (classification).

8.1.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Στην περίπτωση της μη επιβλεπόμενης μάθησης ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται με λίγα χαρακτηριστικά. Όταν εισάγονται νέα δεδομένα χρησιμοποιούνται τα προηγούμενα χαρακτηριστικά εκμάθησης για την αναγνώριση της κλάσης των νέων δεδομένων. Οι κλάσεις βοηθούν στην ομαδοποίηση των δεδομένων βάσει των σχέσεων που εμφανίζουν με τις μεταβλητές καθώς ο αλγόριθμος δεν μοντελοποιεί σχέσεις. Χρησιμοποιείται κυρίως για ομαδοποίηση (clustering) και μείωση χαρακτηριστικών.

8.1.3 Ημι-Επιβλεπόμενη Μάθηση (Semi-supervised Learning)

Αποτελεί τεχνική που συνδυάζει την ικανότητα τόσο της επιβλεπόμενης, όσο και της μη επιβλεπόμενης μάθησης, καθώς χρησιμοποιεί δεδομένα επισημασμένα και μη επισημασμένα προς εκπαίδευση (train data). Τα συστήματα που χρησιμοποιούν αυτήν τη μέθοδο είναι σε θέση να βελτιώσουν σημαντικά την ακρίβεια της μάθησης. Συνήθως, η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση επιλέγεται όταν τα ληφθέντα δεδομένα με σήμανση απαιτούν εξειδικευμένους και σχετικούς πόρους για την εκπαίδευση.

8.1.4 Ενίσχυση Μάθησης (Reinforcement Learning)

Είναι μια μέθοδος μάθησης που αλληλεπιδρά με το περιβάλλον, παράγοντας ενέργειες και ανακαλύπτοντας σφάλματα και οφέλη. Αυτή η μέθοδος επιτρέπει σε μηχανές και ανθρώπους που χειρίζονται λογισμικά να προσδιορίζουν αυτόματα την ιδανική συμπεριφορά σε ένα συγκεκριμένο πλαίσιο, προκειμένου να μεγιστοποιήσουν την απόδοσή της. Για τη λειτουργία του αλγορίθμου απαιτείται απλή ανατροφοδότηση, ώστε να εξακριβωθεί ποια ενέργεια είναι η καλύτερη με τον εντοπισμό των ευκαιριών.

Η μηχανική μάθηση αποτελεί τομέα που έχει χρησιμοποιηθεί αρκετά στο παρελθόν και συνεχίζει να χρησιμοποιείται και σήμερα. Έχουν δημιουργηθεί πολλές τεχνικές αλγορίθμων που υπάγονται στις παραπάνω κατηγορίες και κάθε μια προσεγγίζει με διαφορετικό τρόπο τη λύση [106].

Μερικοί από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης είναι [107]:

8.2 Δέντρα Απόφασης (Decision Tree)

Η μέθοδος του δέντρου απόφασης αποτελεί μια απλή, αλλά ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική ταξινόμησης (Classification) και παλινδρόμησης (Regression). Αναπτύχθηκε κυρίως το 1984 από τον Leo Breiman [108]. Η μέθοδος αυτή λύνει τα προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης μέσω ενός συνεχούς διαχωρισμού των δεδομένων σε συγκεκριμένες παραμέτρους. Κάθε δέντρο απόφασης χωρίζεται στα εξής μέρη:

- Τους κόμβους (ρίζες) όπου δεν υπάρχουν καθόλου εισερχόμενες ακμές και καμία ή περισσότερες εξερχόμενες ακμές.
- Τους εσωτερικούς κόμβους όπου ο καθένας από αυτούς, έχει ακριβώς μια εισερχόμενη και μια εξερχόμενη ακμή
- Τα φύλλα ή τερματικούς κόμβους όπου ο καθένας από αυτούς έχει μια εισερχόμενη ακμή.

Οι αποφάσεις του αλγόριθμου εντοπίζονται στα φύλλα του δέντρου και τα δεδομένα διαχωρίζονται στους κόμβους.

Όσον αφορά την ταξινόμηση, η λειτουργία του δέντρου είναι κατηγοριοποιητική, (δηλαδή αποτέλεσμα Ναι/Όχι ή 0/1). Η επέκταση του προβλήματος λύνεται με την υποβολή μιας σειράς από προσεκτικά σχεδιασμένες ερωτήσεις πάνω στα χαρακτηριστικά του προβλήματος. Η σειρά των ερωτήσεων και οι πιθανές απαντήσεις οργανώνονται στη μορφή ενός δέντρου απόφασης, το οποίο αποτελεί ιεραρχική δομή κόμβων και κατευθυνόμενων ακμών. Τα δέντρα απόφασης στην περίπτωση αυτή έχουν σχεδιαστεί για εξαρτημένες μεταβλητές, με το σφάλμα πρόβλεψης να μετράται σε όρους εσφαλμένης ταξινόμησης.

Τα δέντρα παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται σε περίπτωση που η μεταβλητή εξόδου αποτελεί είτε συνεχή, είτε διακριτή τιμή. Μπορούν να εφαρμοστούν σε περίπτωση τιμών, ποσοτήτων ή δεδομένων που περιλαμβάνουν ποσότητες και άλλες σχετικές εφαρμογές. Σε αντίθεση με τα δέντρα ταξινόμησης, τα δέντρα παλινδρόμησης είναι για εξαρτημένες μεταβλητές, με το σφάλμα πρόβλεψης να μετράται συνήθως από την τετραγωνική διαφορά μεταξύ των παρατηρούμενων και προβλεπόμενων τιμών [109].

8.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

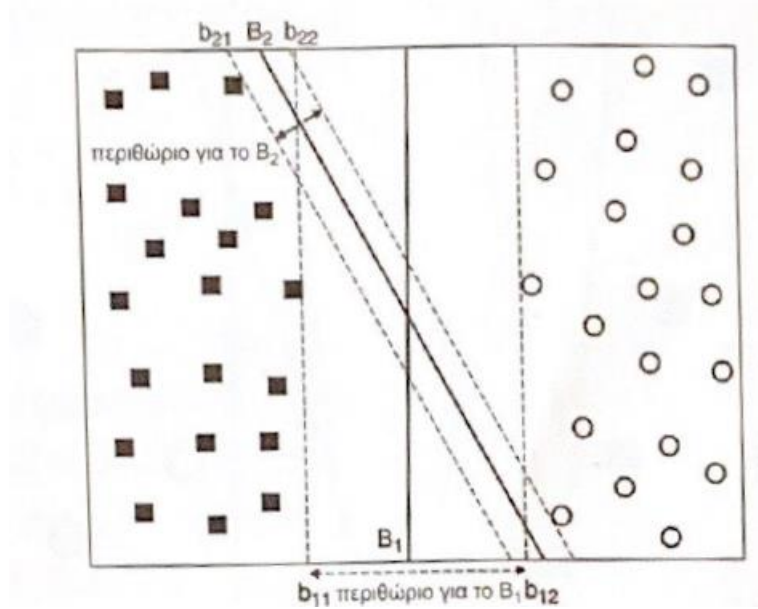
Ο πρωτότυπος αλγόριθμος SVM αναπτύχθηκε στη Ρωσία το 1963. [110] Το 1992 οι Bernhard Boser, Isabelle Guyon and Vladimir Vapnik πρότειναν έναν τρόπο μη γραμμικών ταξινομητών εφαρμόζοντας το κόλπο του πυρήνα σε υπερεπίπεδα μεγίστου περιθωρίου δημιουργώντας το υπόβαθρο για τον σημερινό αλγόριθμο [111].

Η τεχνική αυτή έχει τις ρίζες της στη θεωρία της στατιστικής εκπαίδευσης και έχει αποτελέσει τεχνική με πολύ καλά αποτελέσματα σε πολλές πρακτικές εφαρμογές. Χρησιμοποιείται κυρίως σε εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων ή ταξινόμηση (classification) αντικειμένων. Ένα πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι η δυνατότητα διαχείρισης δεδομένων πολλών διαστάσεων (πλήθος δεδομένων) και ποικίλων πηγών [112]. Ακόμα σημαντικό πλεονέκτημα της προσέγγισης αυτής είναι ότι αντιπροσωπεύει το όριο της απόφασης χρησιμοποιώντας ένα υποσύνολο των δειγμάτων δεδομένων που παρέχονται για εκπαίδευση (train datasheet), γνωστό ως διανύσματα υποστήριξης (Support Vectors).

8.3.1 Βασική Ιδέα

Η μέθοδος SVM είναι γνωστή ως ο αλγόριθμος ο οποίος βρίσκει ένα γραμμικό μοντέλο ειδικού τύπου που ονομάζεται υπερεπίπεδο μεγίστου περιθωρίου (maximum margin hyperplane). Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιούν ένα γραμμικό μοντέλο για τη χαρτογράφηση του χώρου των μεταβλητών εισόδου σε ένα πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών, με σκοπό την κατασκευή ενός βέλτιστου διαχωριστικού υπερεπιπέδου.

Για την κατασκευή του βέλτιστου διαχωριστικού υπερεπιπέδου υπεύθυνος είναι ο κατηγοριοποιητής. Ο κατηγοριοποιητής αντιπροσωπεύει το όριο απόφασης. Τα όρια απόφασης με μεγάλα περιθώρια έχουν καλύτερα σφάλματα γενίκευσης από ότι με μικρά περιθώρια. Ως περιθώριο του κατηγοριοποιητή ορίζεται η απόσταση μεταξύ των υπερεπιπέδων. Στο παρακάτω σχήμα τα υπερεπίπεδα είναι δύο. B1 και B2 ορίζονται ως πιθανά όρια απόφασης.



Σχήμα 7 : Περιθώριο ενός Ορίου Απόφασης [113]

8.3.2 Ελαχιστοποίηση Διαρθρωτικού Ρίσκου

Το περιθώριο ενός γραμμικού κατηγοριοποιητή που συνδέεται με το σφάλμα γενίκευσης δίνεται από την αρχή στατιστικής εκπαίδευσης, που ορίζεται ως Ελαχιστοποίησης Δομικού Ρίσκου (Structural Risk Minimization SRM). Αυτή η αρχή παρέχει το άνω όριο του σφάλματος γενίκευσης (R), σε σχέση με το σφάλμα εκπαίδευσης (R_e), το πλήθος των δειγμάτων εκπαίδευσης (N) και την πολυπλοκότητα του μοντέλου (h) γνωστή και ως χωρητικότητα.

Με πιθανότητα $1-n$, το σφάλμα γενίκευσης του κατηγοριοποιητή στη χειρότερη περίπτωση είναι [113]:

$$R \leq R_e + \varphi\left(\frac{h}{N}, \frac{\log(\eta)}{N}\right)$$

Όπου, φ = μονότονη αύξουσα συνάρτηση της χωρητικότητας.

8.3.3 Γραμμική Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης

Στην απλή περίπτωση που τα δεδομένα διαχωρίζονται μέσω της γραμμικής μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης μπορεί να διατυπωθεί με τη μορφή του παρακάτω προβλήματος βελτιστοποίησης περιορισμών :

$$\min \frac{\|w\|^2}{2}$$

Ωστε να ισχύουν οι περιορισμοί $y_i(w * x_i + b) \geq 1, i = 1, 2 \dots N$

Όπου,

w = η κλίση της γραμμικής συνάρτησης

b = η απομάκρυνση της γραμμικής συνάρτησης

y, x = τα δείγματα εκπαίδευσης του μοντέλου.

Η αντικειμενική συνάρτηση είναι τετραγωνική και οι περιορισμοί των παραμέτρων γραμμική. Αυτό αναφέρεται ως κυρτό (convex) πρόβλημα βελτιστοποίησης και επιλύεται σύμφωνα με τη μέθοδο της δυικής συνάρτησης Lagrange, όπως φαίνεται παρακάτω :

$$L_P = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{i=1}^N \lambda_i (y_i(w * x_i + b) - 1)$$

Όπου, λ_i : παράμετροι του πολλαπλασιαστή Lagrange

8.3.4 Μη Γραμμική Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης εκπαιδεύονται μέσω γραμμικών δεδομένων, ώστε να διαχωρίσουν και να αναζητήσουν τον τύπο υπερεπιπέδου. Συνήθως όμως η σχέση μεταξύ των δεδομένων είναι άγνωστη ή μη γραμμική. Στην περίπτωση αυτή τα δεδομένα μετασχηματίζονται από τον αρχικό χώρο συντεταγμένων x , σε έναν νέο χώρο $\Phi(x)$ ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα γραμμικό όριο απόφασης.

Η διαφορά μεταξύ της εργασίας εκπαίδευσης μιας μη γραμμικής μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης με μια γραμμική, όπως αναλύθηκε παραπάνω, είναι η αλλαγή του x με του νέου χώρου $\Phi(x)$. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης γράφεται ως :

$$\min \frac{\|w\|^2}{2}$$

Ωστε να ισχύουν οι περιορισμοί $y_i(w * \Phi(x_i) + b) \geq 1, i = 1, 2 \dots N$

Στη συνέχεια η συνάρτηση Lagrange για τη βελτιστοποίηση των περιορισμών μετατρέπεται ως εξής :

$$L_D = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \Phi(x_i) \Phi(x_j)$$

Όπου,

λ_i, λ_j : παράμετροι του πολλαπλασιαστική Lagrange

Όταν βρεθούν οι παράμετροι του πολλαπλασιαστική Lagrange μέσω των τεχνικών τετραγωνικού προγραμματισμού, οι παράμετροι w και b υπολογίζονται μέσω των εξισώσεων :

$$w = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i \Phi(x_i)$$

$$\lambda_i [y_i (\sum_{j=1}^N \lambda_j y_j \Phi(x_j) * \Phi(x_i) + b) - 1] = 0$$

Με την πάροδο του χρόνου και επειδή η πράξη του εσωτερικού γινομένου μεταξύ των νέων χώρων $\Phi(x)$ καθίσταται δύσκολη αναπτύχθηκε το κόλπο του πυρήνα (Kernel Trick). Το κόλπο του πυρήνα βοηθάει στην αντιμετώπιση των ανησυχιών σχετικά με την υλοποίηση μη γραμμικών μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης. Αποτελεί μέθοδο υπολογισμού της ομοιότητας στο μετασχηματισμένο νέο χώρο $\Phi(x)$ χρησιμοποιώντας το αρχικό σύνολο των χαρακτηριστικών. Με αυτή την τεχνική δεν απαιτείται υψηλή υπολογιστική ισχύς για την επίλυση ενός προβλήματος σε χώρο υψηλών διαστάσεων [113]. Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με τη συνάρτηση πυρήνα (Kernel Function) παρουσιάζονται στο [114].

Τύπος Πυρήνα	Συνάρτηση	Παράμετρος
Γραμμικός	$K(x_i, x_j) = x_i * x_j$	-----
Πολυωνυμικός	$K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^d$	D
Gauss Ακτινικού Τύπου	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2})$	σ
Εκθετική Ακτινικού Τύπου	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ }{2\sigma^2})$	σ
Υπερβολική Εφαπτομένη	$K(x_i, x_j) = \tanh(b(x_i * x_j) + c)$	b, c
Σειρά Fourier	$K(x_i, x_j) = \frac{\sin(\delta + \frac{1}{2})(x_i - x_j)}{\sin(\frac{1}{2}(x_i - x_j))}$	δ

Πίνακας 1 : Τύποι Πυρήνων Εσωτερικών Γινομένων [115]

Όπου, $K(x_i, x_j) = \Phi(x_j) * \Phi(x_i)$

8.4 Παλινδρόμηση Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Regression)

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), που παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 8.3, χρησιμοποιήθηκαν για την επίλυση προβλημάτων αναγνώρισης προτύπων και ταξινόμησης (classification). Στη συνέχεια επεκτάθηκαν στη μέθοδο της παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης (SVR) με σκοπό την πρόβλεψη χρονοσειρών βασισμένο στη μέθοδο της παλινδρόμησης. Η διαφορά της μεθόδου SVR με τη μέθοδο της απλής παλινδρόμησης έγκειται στο ότι η απλή παλινδρόμηση προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα, ενώ η μέθοδος SVR προσπαθεί να προσαρμόσει το σφάλμα σε ένα συγκεκριμένο κατώφλι.

Οι SVR χρησιμοποιούν ένα γραμμικό μοντέλο για την εφαρμογή μη-γραμμικών ορίων, μέσω μη-γραμμικής χαρτογράφησης του χώρου των μεταβλητών εισόδου σε ένα πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών. Η κύρια διαφορά της μεθόδου SVR από την SVM είναι η είσοδος της χαλαρής μεταβλητής ξ (slack variable). Η μεταβλητή αυτή μετρά την απόσταση των στοιχείων που βρίσκονται έξω από το όριο απόφασης προσθέτοντας έτσι ένα ακόμα χαρακτηριστικό έλεγχο του αλγορίθμου με αποτέλεσμα να βελτιώνεται η ανοχή των σφαλμάτων. Για το σκοπό αυτό, ο όρος της ποινής C μπορεί να εισαχθεί στη μορφή του προβλήματος βελτιστοποίησης περιορισμών ως εξής :

$$\min \frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

Ωστε να ισχύουν οι περιορισμοί $y_i(w * \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$, $i = 1, 2, \dots, N$, $\xi_i \geq 0$

Η συνάρτηση Lagrange είναι η ίδια με την περίπτωση της μη γραμμικής μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης. Η διαφορά είναι μόνο στους περιορισμούς που επιβάλλονται στους πολλαπλασιαστές Lagrange λ_i με $0 \leq \lambda_i \leq C$.

Ο αλγόριθμος της παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιείται κυρίως για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Μια εφαρμογή του αλγορίθμου αυτού στην πρόβλεψη ζήτησης του φορτίου σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων είχε πολύ καλά αποτελέσματα σύμφωνα με τα πραγματικά στοιχεία. Επίσης έγινε η σύγκριση στα ίδια δεδομένα με τη μέθοδο Monte Carlo και η μέθοδος SVR είχε πολύ μικρότερα σφάλματα όσο αφορά τον δείκτη MAPE και RMSE [7]. Μια ακόμα μελέτη πρόβλεψης ζήτησης ηλεκτρικών οχημάτων μέσω SVR φαίνεται στο [116].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

9.1 Σκοπός

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων. Η πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης είναι κρίσιμης σημασίας για τις εταιρίες που δραστηριοποιούνται στον τομέα παροχής υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων (EMSP),

αλλά και για το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη θα πραγματοποιηθεί με μοντέλα πρόβλεψης μηχανικής μάθησης.

9.2 Εισαγωγή στο σύνολο δεδομένων

Τα δεδομένα μπορεί να παρέχονται μέσω διεπαφής προγραμματισμού εφαρμογών (API) ή μέσω κάποιας ιστοσελίδας (site) ή έρευνας, με τη δυνατότητα εξαγωγής ή μέσω άλλων μορφών αρχείων (csv, excel). Το σύνολο των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί στην παρούσα διπλωματική παραχωρήθηκε από την εταιρία EV LOADER που δραστηριοποιείται στην παροχή υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων σε μορφή csv [117]. Τα δεδομένα προέρχονται από την πλατφόρμα ανεπεξέργαστα. Λόγω αυτού καθίσταται αναγκαία η μορφοποίηση τους ώστε να είναι αξιοποιήσιμα. Επίσης, πρέπει να ελεγχθούν για την ορθότητα και για εκλιπούσες τιμές ώστε μέσω κατάλληλων χειρισμών και ειδικής επεξεργασίας να προσαρμοστούν και να είναι έτοιμα για τη στατιστική ανάλυση.

9.3 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Η διαχείριση των δεδομένων που αποτελούν τις χρονοσειρές στις οποίες θα βασιστεί η ανάλυση και η πρόβλεψη δεν είναι εύκολη διαδικασία. Αρκετές μέθοδοι πρόβλεψης αντιμετωπίζουν προβλήματα στις ελλειπείς ή μηδενικές τιμές καθώς τις θεωρούν πραγματικές τιμές, με αποτέλεσμα να δημιουργείται λανθασμένο πρότυπο. Επίσης, η ποιότητα των δεδομένων επηρεάζει σημαντικά τη διαδικασία πρόβλεψης, ανεξάρτητα μοντέλου. Η προεπεξεργασία των ιστορικών δεδομένων αποτελεί απαραίτητο βήμα πριν τη δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα βήματα προεπεξεργασίας των δεδομένων [118]:

9.3.1 Καθαρισμός Δεδομένων (Data Cleaning)

Ο στόχος του καθαρισμού δεδομένων είναι η παροχή σαφών και πλήρη συνόλων δεδομένων για τη μηχανική μάθηση. Το στάδιο αυτό περιλαμβάνει την αντιμετώπιση των ελλিপών ή μηδενικών τιμών (missing data), οι οποίες οφείλονται κυρίως σε αστοχίες πληροφοριακού συστήματος. Για την αντιμετώπισή τους ακολουθείται μια από τις παρακάτω διαδικασίες [53]:

- Καθορίζονται από άλλες πηγές ή μέσω κριτικής εκτίμησης
- Ορίζονται ως ο μέσος όρος της προηγούμενης παρατήρησης με την επόμενη. Χρησιμοποιείται η επιλογή αυτή κυρίως όταν στη χρονοσειρά δεν παρατηρείται εποχιακότητα.
- Ορίζονται ως ο μέσος όρος των τιμών των αντίστοιχων περιόδων. Επιλέγεται όταν η χρονοσειρά περιέχει σημαντική εποχιακότητα.
- Διαγραφή των στοιχείων αυτών. Σε περιπτώσεις γραμμών ή στηλών που έχουν πάνω από 50% τιμές ελλειπείς ή μηδενικές διαγράφεται αντίστοιχα η σειρά ή γραμμή αντίστοιχα.

Επίσης τα δεδομένα πρέπει να επεξεργαστούν και ως προς την σαφήνειά τους, καθώς η ασάφεια μπορεί να οδηγήσει το μοντέλο σε λανθασμένα πρότυπα και να επηρεάσει την τελική πρόβλεψη. Πρέπει δηλαδή να ελεγχτούν τα διπλότυπα δεδομένα και οι τιμές ή τα χαρακτηριστικά που δεν έχουν αξία για τη συγκεκριμένη πρόβλεψη ή είναι περιττά.

Ένα ακόμη σημαντικό βήμα αποτελεί η διαχείριση των ασυνήθιστων τιμών (outliers). Οι τιμές αυτές συνήθως προκαλούνται από κάποιο μεμονωμένο γεγονός, έχουν μικρή διάρκεια και δεν πρέπει να συγχέονται με το θόρυβο. Υπάρχουν μοντέλα τα οποία είναι ικανά να αντιληφθούν τις τιμές αυτές και να μην επηρεαστούν, αλλά στις υπόλοιπες περιπτώσεις ενδείκνυται η παράληψη αυτών των τιμών, καθώς επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό το μοντέλο πρόβλεψης.

9.3.2 Μετασχηματισμός Δεδομένων (Data Transformation)

Μια τεχνική μετασχηματισμού των δεδομένων είναι η συνάθροιση (aggregation) όπου τα δεδομένα μετά τον καθαρισμό, συγκεντρώνονται και μετασχηματίζονται σε κατάλληλη μορφή εισόδου, ώστε να γίνει η ανάλυση τους και η πρόβλεψη με το επιλεγμένο μοντέλο. Η μορφή αυτή δεν είναι συγκεκριμένη, αλλά επιλέγεται με βάση το αποτέλεσμα που θέλουμε να λάβουμε. Στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής θέλουμε να προβλέψουμε το φορτίο kWh φόρτισης των επόμενων ημερών, οπότε τα δεδομένα ομαδοποιήθηκαν σε ημερήσιες μετρήσεις για να επαλειφθεί η τυχαιότητα.

Συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική μετασχηματισμού δεδομένων είναι η κανονικοποίηση (normalization). Βοηθάει στην κλιμάκωση των δεδομένων μεταξύ ενός εύρους τιμών με σκοπό

την αποφυγή δημιουργίας λανθασμένου μοντέλου μηχανικής μάθησης κατά την εκπαίδευση ή εκτέλεση. Με κανονικοποίηση καθορίζονται οι τιμές, ώστε τα δεδομένα να εκφράζονται με την ίδια κλίμακα. Δεν είναι πάντα απαραίτητη, αλλά συχνά προσφέρει βελτιωμένη απόδοση και ταχύτερη σύγκλιση.

9.3.3 Μείωση Δεδομένων (Data Reduction)

Συχνά ένα σύνολο δεδομένων περιέχει στοιχεία και χαρακτηριστικά τα οποία μπορεί να μην είναι χρήσιμα για μια συγκεκριμένη ανάλυση ή πρόβλεψη. Είναι χρήσιμο τα δεδομένα αυτά να προσαρμόζονται ανάλογα σε κάθε περίπτωση, με τη διαγραφή των υπολοίπων, ώστε να αποφεύγονται καταστάσεις πολύπλοκης ανάλυσης, με σκοπό τον περιορισμό του χρόνου, του χώρου αποθήκευσης, εκτέλεσης και τη μείωση του κόστους ανάλυσης.

9.4 Επιλογή Γλώσσας Προγραμματισμού

Για τους σκοπούς της πρακτικής εφαρμογής κρίθηκε κατάλληλη η γλώσσα προγραμματισμού Python. Είναι από τις πιο γνωστές στον χώρο των επιχειρήσεων λόγω του μεγάλου πλήθους των βιβλιοθηκών. Επίσης θεωρείται προγραμματιστικά εύκολη γλώσσα στην εκμάθηση, καθώς αποτελεί γλώσσα υψηλού επιπέδου με αποτέλεσμα ο προγραμματιστής να επικεντρώνεται στον σκοπό του κώδικα και όχι στον τρόπο κατασκευής του. Η κύρια διαφορά της Python με τις υπόλοιπες γλώσσες υψηλού επιπέδου είναι ότι αποτελεί γλώσσα ανοιχτού κώδικα. Αυτό συνεπάγεται ότι δεν χρειάζεται να πληρώσει κάποιος για να την χρησιμοποιήσει, επίσης μπορεί να συμβάλλει στην επεκτασιμότητά της με την προσθήκη ή βελτίωση ενός κώδικα. Η Python είναι συμβατή με τα περισσότερα λειτουργικά συστήματα, επομένως η ανταλλαγή του κώδικα σε οποιοδήποτε άλλο λογισμικό καθίσταται εύκολη. Η προεπιλεγμένη εγκατάστασή της διαθέτει αρκετές βιβλιοθήκες εξαρχής, με αποτέλεσμα ο χρήστης να έχει τη δυνατότητα άμεσα να προγραμματίσει τον κώδικά του χωρίς περαιτέρω επεμβάσεις.

Η Python αποτελεί δημοφιλή γλώσσα προγραμματισμού γενικού σκοπού, λόγω της ευελιξίας και της εκτεταμένης συλλογής βιβλιοθηκών που διαθέτει. Η επεκτασιμότητα της Python έχει δημιουργήσει αρκετές βιβλιοθήκες, αλλά και εργαλεία που είναι αφιερωμένα πάνω στην ανάλυση δεδομένων. Επιπλέον, η ικανότητα απόδοσής της είναι πολύ υψηλότερη, με σχετικά ελαφριά χρήση της μνήμης σε σχέση με άλλες γλώσσες που χρησιμοποιούνται για την ανάλυση δεδομένων.

Ο κώδικας της παρούσας διπλωματικής αναλύεται στο περιβάλλον Jupyter notebook. Η πηγή αυτή είναι δωρεάν και περιέχει πολλές ευκολίες στην αναπαράσταση και κατανόηση των δεδομένων. Θα χρησιμοποιηθούν αρκετές βιβλιοθήκες της Python για την επεξεργασία, ανάλυση και πρόβλεψη των δεδομένων. Οι βασικότερες είναι :

- Numpy :

Αποτελεί την πιο διαδεδομένη βιβλιοθήκη της Python για χειρισμούς πινάκων, αριθμητικούς υπολογισμούς και γενικότερα για επεξεργασία δεδομένων.

- Matplotlib:

Είναι η πιο δημοφιλής βιβλιοθήκη για οπτικοποίηση δεδομένων στο οικοσύστημα της Python. Θα την χρησιμοποιήσουμε κατά κόρον για την αναπαράσταση των δεδομένων.

- Pandas:

Η βιβλιοθήκη αυτή δίνει τη δυνατότητα εύκολης λήψης δεδομένων από πολλές εξωτερικές πηγές. Βοηθά στην επεξεργασία, τον συνδυασμό και την συγχώνευση των δεδομένων αυτών.

9.5 Βιβλιοθήκη Scikit-Learn

Η βιβλιοθήκη Scikit-Learn είναι η πιο ισχυρή και χρήσιμη βιβλιοθήκη για μηχανική μάθηση στην Python. Η βιβλιοθήκη δημιουργήθηκε από ένα έργο που άρχισε το 2007 από τον David Courvapeau στα πλαίσια ενός καλοκαιρινού προγράμματος της Google και αποτέλεσε βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα. Τον ίδιο χρόνο αργότερα ο Matthieu Brucher ξεκίνησε να δουλεύει για την υλοποίηση του έργου αυτού, ως μέρος της πτυχιακής του. Το 2010 οι Fabian Pedregosa, Gael Varoquaux, Alexandre Gramfort και Vincent Michel δημοσίευσαν δημόσια το έργο και ανέλαβαν την ανάπτυξη και βελτίωση του έργου [119].

Η ανωτέρω βιβλιοθήκη παρέχει μεγάλο πλήθος αποτελεσματικών εργαλείων μηχανικής μάθησης και στατιστικών μοντέλων. Είναι σχεδιασμένη να λειτουργεί ενσωματώνοντας αρκετές χρήσιμες βιβλιοθήκες της Python με αποτέλεσμα να μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί σε μεγάλο πλήθος εφαρμογών. Ο αρχικός της στόχος είναι η παροχή συλλογής αποτελεσμάτων και αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, περιλαμβάνει εργαλεία για την επιλογή μοντέλων μέσω αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, καθώς και εργαλεία για προεπεξεργασία δεδομένων. Οι πιο δημοφιλείς ομάδες μοντέλων που εντοπίζονται στην βιβλιοθήκη Scikit Learn είναι :

- Ταξινόμηση (Classification) :

Καθορίζεται ως τεχνική επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning) και αποτελεί τον τρόπο κατάταξης δεδομένων σε προκαθορισμένες κλάσεις.

- Παλινδρόμηση (Regression) :

Αποτελεί εκτίμηση των σχέσεων μεταξύ εξαρτημένης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών μέσω ενός συνόλου στατιστικών διαδικασιών.

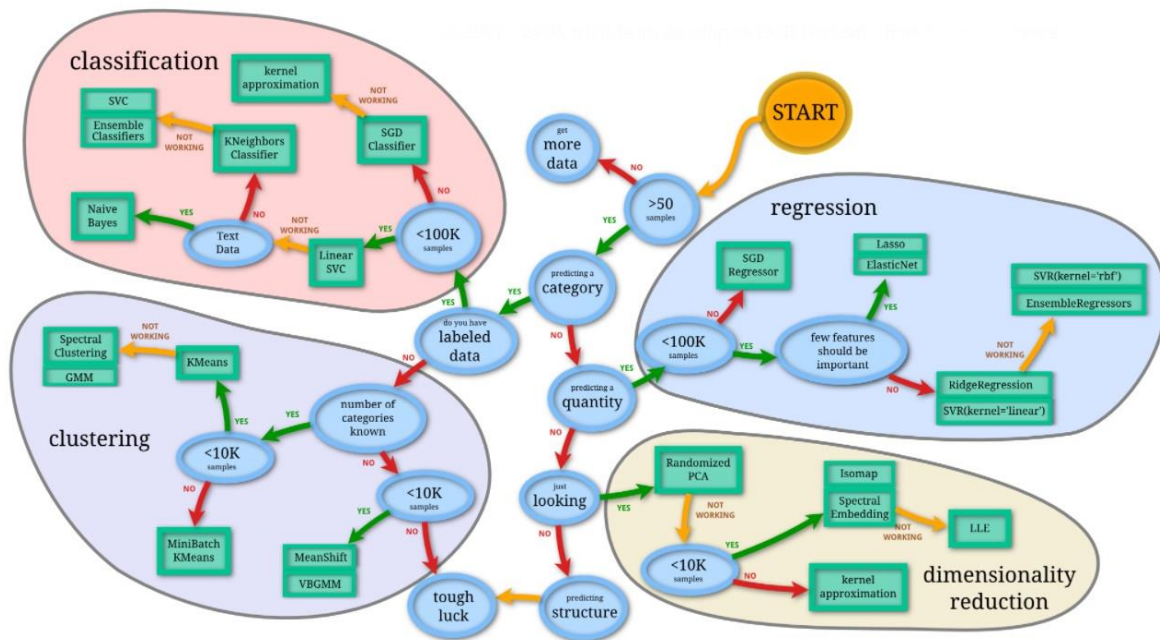
- Ομαδοποίηση (Clustering) :

Είναι η διαδικασία ομαδοποίησης ενός συνόλου δεδομένων σε μια σειρά ομάδων, έτσι ώστε κάθε ομάδα να περιέχει όμοια δεδομένα.

- Μείωση Χαρακτηριστικών (Dimensionality Reduction) :

Είναι ο μετασχηματισμός των δεδομένων από έναν χώρο υψηλής διάστασης σε ένα χώρο χαμηλότερης διάστασης, ώστε να διατηρούνται οι ουσιαστικές ιδιότητες των αρχικών δεδομένων.

Συχνά το πιο δύσκολο κομμάτι της επίλυσης ενός προβλήματος μηχανικής μάθησης είναι να βρεθεί ο σωστός εκτιμητής για τη συγκεκριμένη εργασία. Διαφορετικοί εκτιμητές είναι κατάλληλοι για διαφορετικούς τύπους δεδομένων και διαφορετικά προβλήματα. Το παρακάτω διάγραμμα αποτελεί οδηγό, σχετικά με την επιλογή του σωστού εκτιμητή για την προσέγγιση του κάθε προβλήματος:



Σχήμα 8 : Διάγραμμα Επιλογής του Κατάλληλου Αλγορίθμου Scikit-Learn [120]

9.6 Ανάλυση Δεδομένων Εισόδου

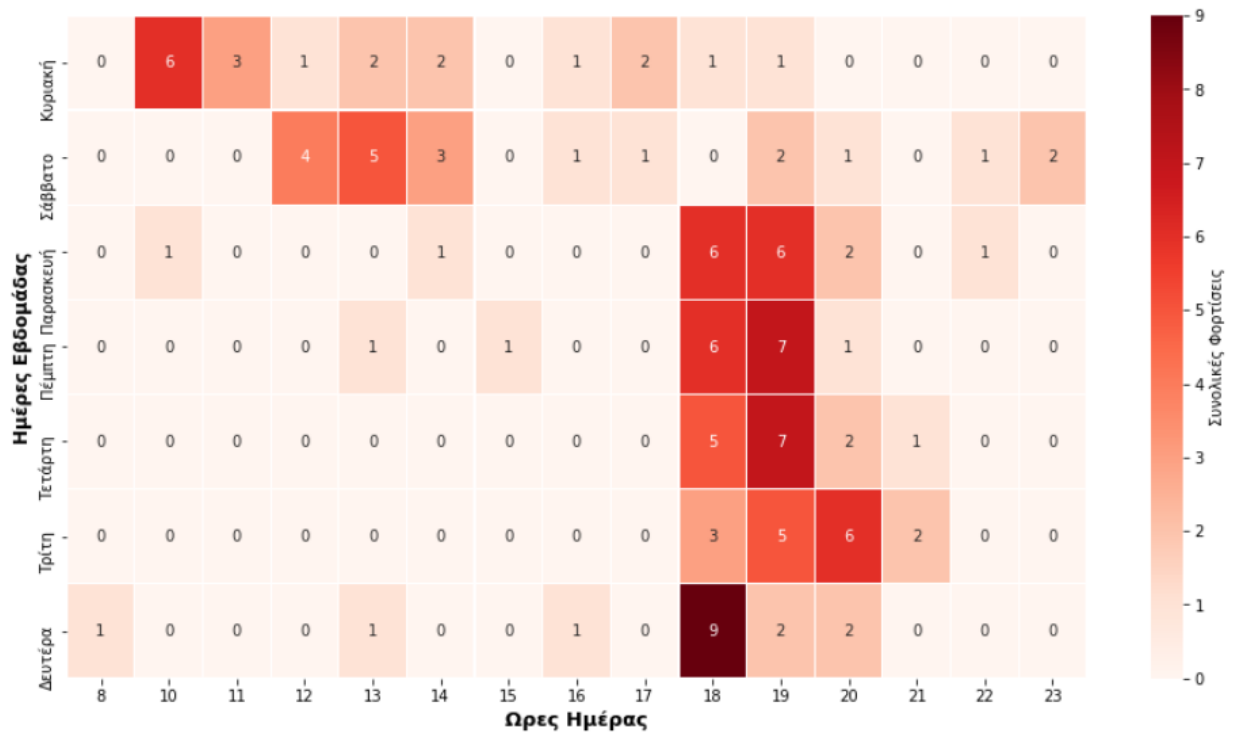
Η ανάλυση των δεδομένων καθίσταται σημαντικό βήμα πριν την τελική πρόβλεψη. Με την ανάλυση των δεδομένων αυξάνεται η ακρίβεια της πρόβλεψης μέσω της καλύτερης κατανόησης του προβλήματος. Μέσω της ανάλυσης οργανώνονται, ερμηνεύονται, δομούνται και παρουσιάζονται τα δεδομένα σε χρήσιμες πληροφορίες. Στη συνέχεια, οι πληροφορίες αυτές οδηγούν στον προσδιορισμό των μοτίβων και των σχέσεων μεταξύ των δεδομένων.

Τα δεδομένα παρέχονται μέσω ενός σημείου φόρτισης του δικτύου της εταιρίας EV LOADER [117]. Αποτελεί ιδιωτικό σταθμό φόρτισης στα Μελλίσια Αττικής με φόρτιση ενός μόνο υβριδικού αυτοκινήτου, με δεδομένα από τις 07/01/21 έως τις 17/05/21. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει αρκετά διαφορετικά χαρακτηριστικά. Στην παρούσα διπλωματική θα χρησιμοποιηθούν τα εξής στοιχεία :

- Start Date : Αφορά την ημερομηνία και ώρα έναρξης της φόρτισης.
- Duration : Αποτελεί τη χρονική διάρκεια της φόρτισης και παρέχεται στην μορφή (Ωρες: Λεπτά: Δευτερόλεπτα:)
- kWh : Αποτελεί την ποσότητα κιλοβατώραν φόρτισης

Τα δεδομένα των φορτίσεων διατίθενται σε csv αρχείο, ακριβώς όπως στέλνονται από το φορτιστή, χωρίς περαιτέρω επεξεργασία. Για την επεξεργασία και αναπαράσταση αυτών χρησιμοποιήθηκαν υπολογιστικά εργαλεία και βιβλιοθήκες της γλώσσας Python, τα οποία παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 9.4.

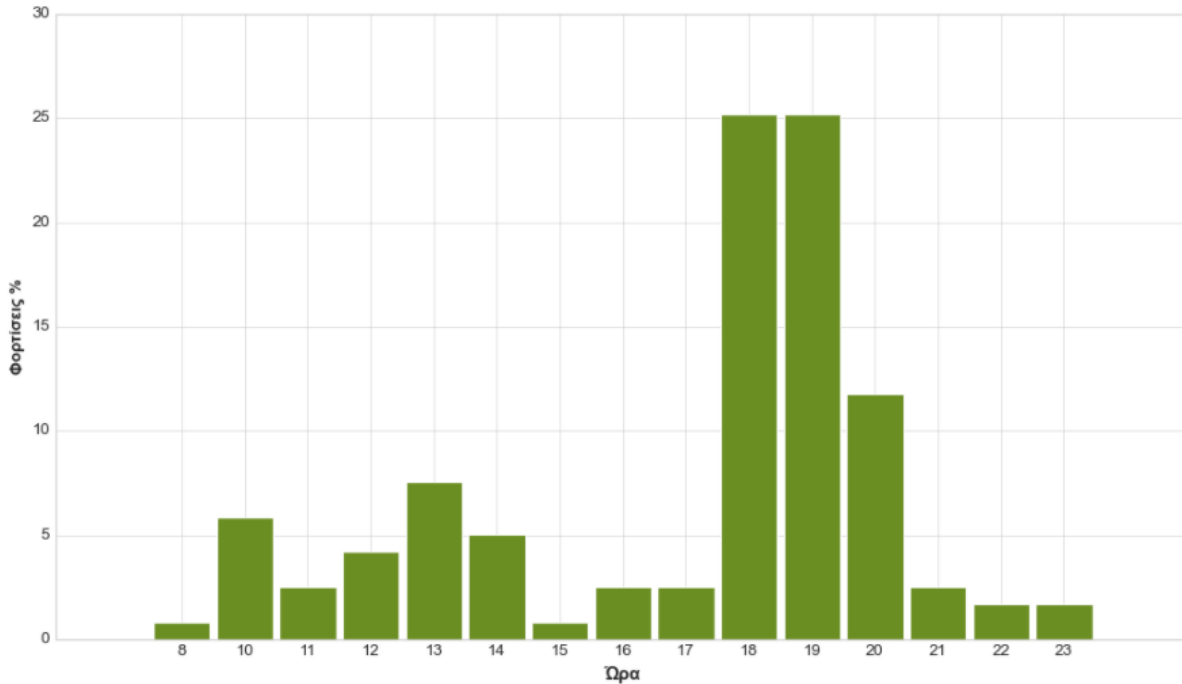
Στην συνέχεια παρουσιάζεται σε γραφική αναπαράσταση η κατανομή του συνόλου φορτίσεων των διαθέσιμων δεδομένων επεξεργασμένα, σε συνάρτηση με την ημέρα της εβδομάδας και την ώρα έναρξης της φόρτισης.



Σχήμα 9 : Χάρτης Θερμότητας (Heatmap) Κατανομής Φορτίσεων Εβδομαδιαίων Ωρών

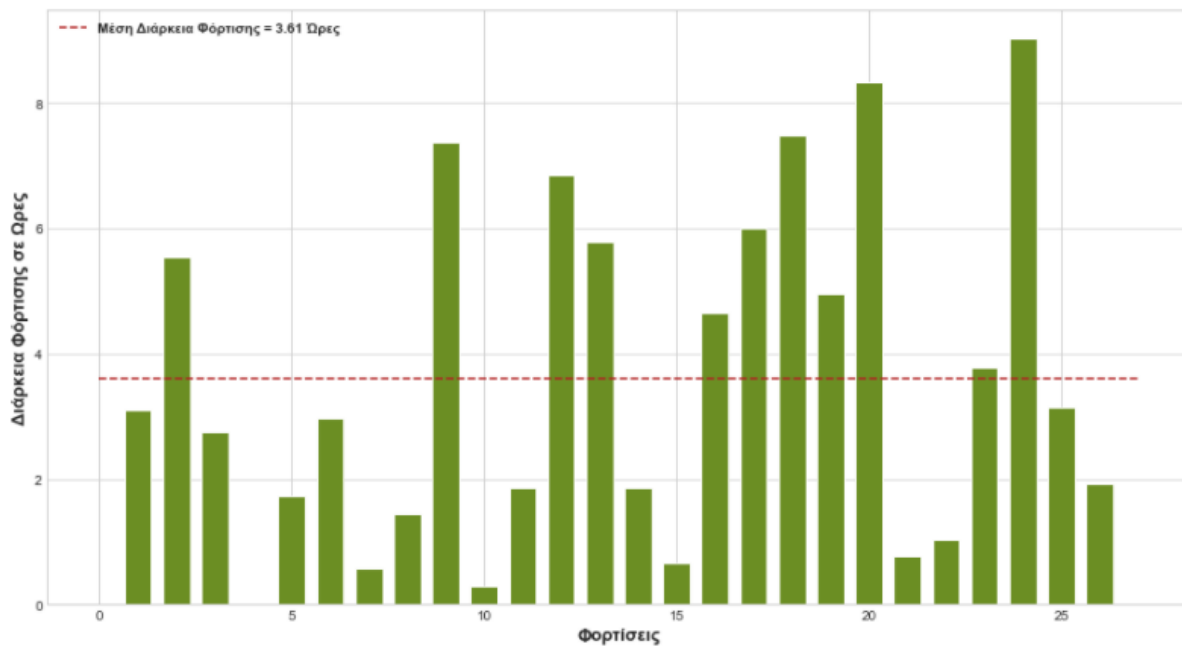
Στον παραπάνω χάρτη θερμότητας παρουσιάζεται το μοτίβο φόρτισης του χρήστη. Παρατηρείται πως τις εργάσιμες μέρες της εβδομάδας ο ιδιοκτήτης τοποθετεί το όχημα του για φόρτιση το απόγευμα μετά τις 6 η ώρα. Συμπέρασμα λογικό καθώς ο ιδιοκτήτης πιθανόν να εργάζεται μέχρι τη συγκεκριμένη ώρα και να φορτίζει το αυτοκίνητο του μετά την επιστροφή του. Η ώρα άφιξης και έναρξης της φόρτισης εξαρτάται από πολλούς τυχαίους παράγοντες, με αποτέλεσμα να δημιουργείται η απόκλιση των 2 ωρών περίπου. Το σαββατοκύριακο δεν μπορεί να βγει κάποιο λογικό συμπέρασμα. Παρατηρείται προτίμηση πρωινών και μεσημεριανών ωρών φόρτισης.

Μια άλλη οπτική του συνολικού πλήθους φορτίσεων σύμφωνα με την ώρα έναρξης αναλύεται στο παρακάτω σχήμα που αφορά το ποσοστό των φορτίσεων, ομαδοποιημένες.



Σχήμα 10 : Ποσοστό Φορτίσεων ανά Ημερησίων Ωρών

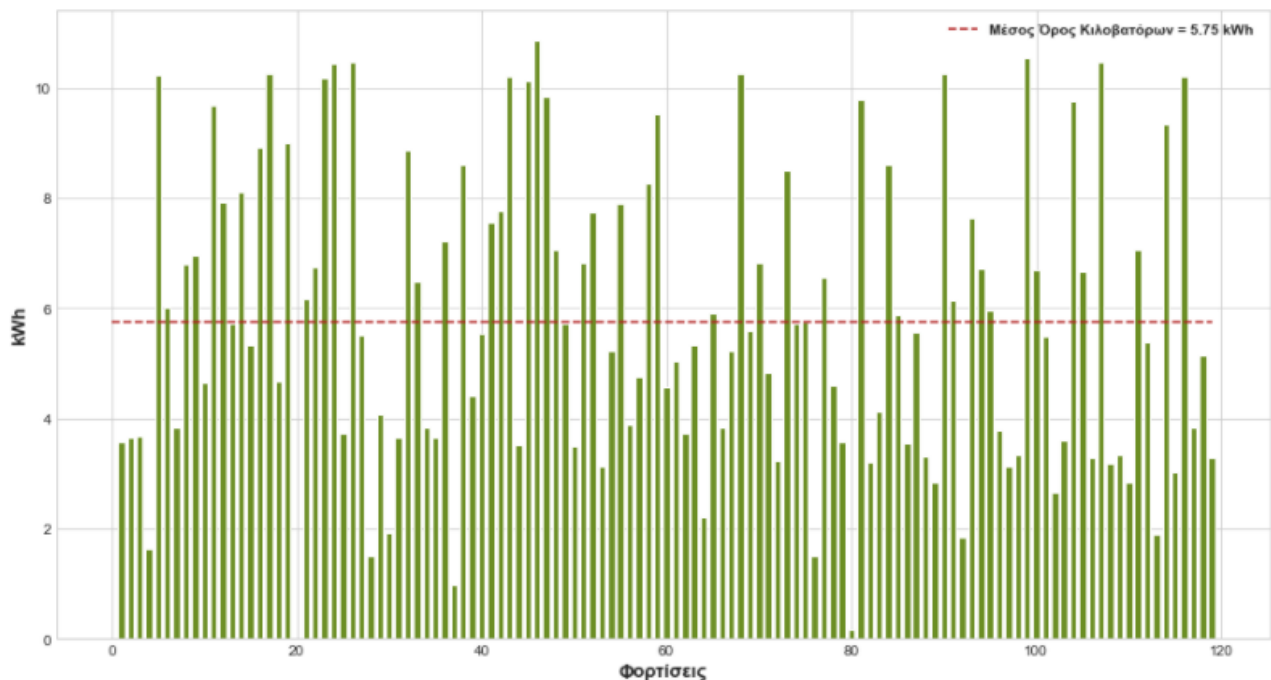
Το σχήμα αφορά το ποσοστό των φορτίσεων ανά ώρες. Τα συμπεράσματα είναι παρόμοια με τα προηγούμενα, προσθέτοντας μια πιο ακριβή εικόνα. Εκτός του μοτίβου των απογευματινών ωρών, δεν προκύπτει άλλο λογικό συμπέρασμα σύμφωνα με το σχήμα, καθώς τα υπόλοιπα ποσοστά κυμαίνονται κοντά στο 5%.



Σχήμα 11 : Διάρκεια Φόρτισης ανά Φορτίσεις

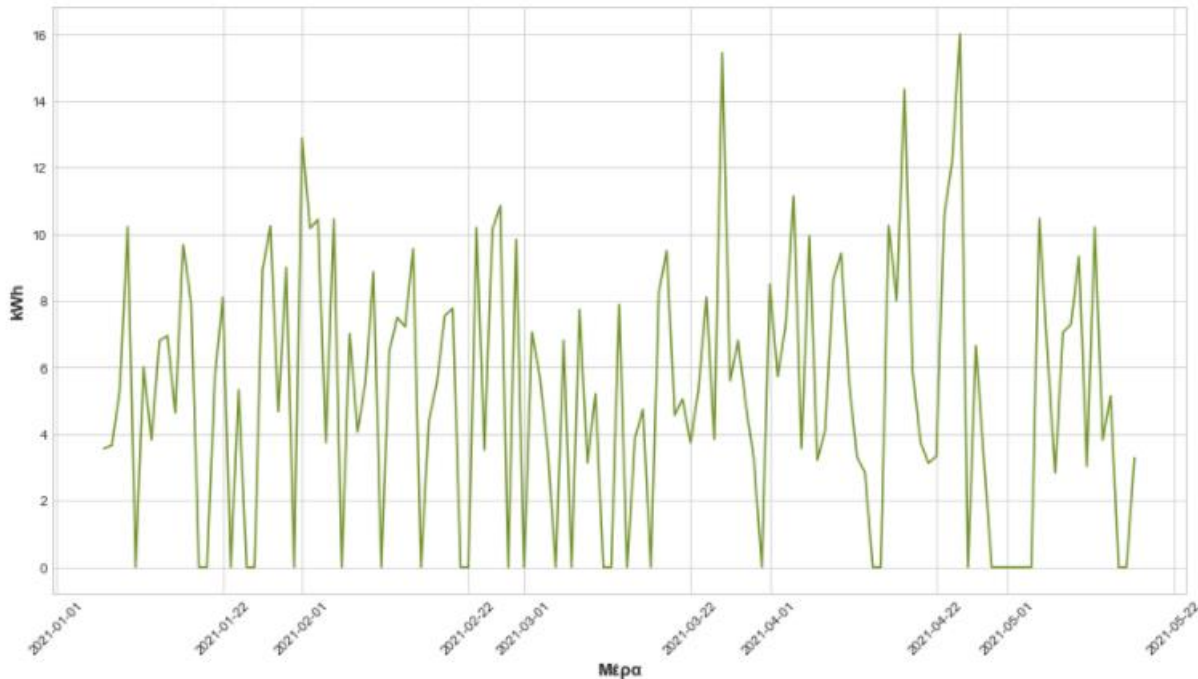
Το παραπάνω σχήμα αφορά τη χρονική διάρκεια φόρτισης που αντιστοιχεί στον χρόνο μεταξύ της έναρξης, και της λήξης φόρτισης, καθώς και το πλήθος φορτίσεων μετά την επεξεργασία των δεδομένων. Ο φορτιστής, όπως αναφέρθηκε, είναι προσωπικός. Επομένως, δεν προκύπτουν σαφή συμπεράσματα, όταν τα δεδομένα είναι ακατέργαστα, καθώς ο ιδιοκτήτης συχνά αφήνει το όχημα του στον φορτιστή συνδεδεμένο παρά την πλήρη φόρτισή του, αφού δεν τίθεται ανάγκη αποσύνδεσης. Σε περιπτώσεις ανάλυσης δεδομένων από δημόσιο φορτιστή, αντίστοιχο διάγραμμα καθίσταται ιδιαίτερης σημασίας, χωρίς την επιπλέον επεξεργασία. Κατά την επεξεργασία των δεδομένων της παρούσας διπλωματικής, προσπαθώντας να περιοριστεί αυτό το γεγονός και για την καλύτερη ανάλυση βάσει των διαθέσιμων δεδομένων, τιμές στο πεδίο του χρόνου φόρτισης (Duration) πάνω από 10 ώρες θεωρούνται ως ασυνάφειες και δεν συμπεριλαμβάνονται στο σχήμα 11. Οι φορτίσεις που κατηγοριοποιούνται πάνω από 10 ώρες, δημιουργούν σύγχυση, χωρίς να έχουν κάποια σημασία. Η μέση χρονική διάρκεια φόρτισης είναι ίση με 3,61 ώρες δηλαδή 217 λεπτά.

Στη συνέχεια, στο διάγραμμα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι τιμές των κιλοβατώραν κάθε φόρτισης. Είναι χρήσιμο να επισημανθεί ότι το όχημα είναι plug-in hybrid, επομένως οι κιλοβατώρες φόρτισης δεν αναμένεται να έχουν μεγάλη τιμή. Οι κιλοβατώρες σαν μέγεθος αντικατοπτρίζουν αρκετούς παράγοντες, από τους οποίους κυριότεροι είναι η απόσταση που διανύθηκε, η ιδιομορφία του εδάφους, η οδηγητική συμπεριφορά, το βάρος και η κατάσταση της μπαταρίας. Ο μέσος όρος των κιλοβατώραν φόρτισης είναι 5,75 kWh.



Σχήμα 12 : Κιλοβατώρες ανά Φορτίσεις

Τα δεδομένα αυτά μπορούν να ομαδοποιηθούν με αρκετούς τρόπους, ανάλογα με την ανάγκη που θα προκύψει. Για τον σκοπό της παρούσας πρακτικής εφαρμογής κρίθηκε απαραίτητη η ομαδοποίηση των δεδομένων των φορτίσεων σε ημερήσιες. Παρακάτω παρουσιάζεται η γραφική αυτή.



Σχήμα 13 : Κιλοβατώρες ανά Ημέρες

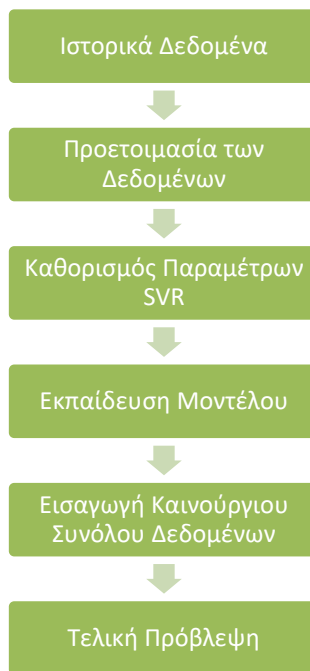
Τα συγκεκριμένα δεδομένα ομαδοποιημένα θα αποτελέσουν στη συνέχεια είσοδο του μοντέλου πρόβλεψης που θα ακολουθηθεί. Παρατηρείται πως κάποιες μέρες οι αντίστοιχες κιλοβατώρες έχουν τιμή μηδέν, που σημαίνει πως ο ιδιοκτήτης εκείνη την μέρα δεν φόρτισε το αυτοκίνητό του. Οι μηδενικές τιμές, αν και προκαλούν σύγχυση συχνά στα μοντέλα πρόβλεψης, δεν πρέπει να διαγράφονται καθώς δεν θα είναι ικανά να εντοπίσουν την εποχιακότητα των δεδομένων.

9.7 Πρόβλεψη ζήτησης μέσω λογισμικού

Η πρόβλεψη της ζήτησης κατανάλωσης φορτίου από τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα βελτιώνει τη διαχείριση του συστήματος ενέργειας μέσω της προσέγγισης του συνολικού φορτίου. Θα βοηθήσει έτσι να ξεπεραστούν οι ελλείψεις ενεργειακού σχεδιασμού από την πλευρά του προμηθευτή μέσω της καλύτερης διαχρονικής οργάνωσής του. Επίσης, συμβάλει σημαντικά και στην καλύτερη οργάνωση και ανάπτυξη της εταιρίας που δραστηριοποιείται, όσον αφορά την παροχή υπηρεσιών φόρτισης ηλεκτρικών αυτοκινήτων.

9.7.1 Προσδιορισμός του μοντέλου

Η προηγούμενη ενότητα παρέχει καλή εικόνα σχετικά με τη συσχέτιση των διαφόρων παραμέτρων με την εξαρτημένη μεταβλητή πρόβλεψης (κιλοβατώρες φόρτισης). Στο σημείο αυτό επιχειρείται η ανάπτυξη μοντέλου πρόβλεψης για τα διαθέσιμα δεδομένα. Η πρόβλεψη ζήτησης σε σταθμούς φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων καθίσταται πολύπλοκη σχέση, καθώς πρέπει να περιληφθούν σημαντικοί παράγοντες και μοτίβα. Αντικείμενο της παρούσας πρακτικής εφαρμογής είναι να παρουσιάσει και να εξετάσει μια τεχνική πρόβλεψης, τεχνητής νοημοσύνης και ειδικότερα μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της ζήτησης. Χρησιμοποιείται η μέθοδος της παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης (SVR), καθώς βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα και μαθηματικά μοντέλα βελτιώνοντας την ακρίβεια της πρόβλεψης και ενσωματώνοντας τον ανθρώπινο παράγοντα.



Σχήμα 14 : Διάγραμμα Ροής Λειτουργίας του SVR Μοντέλου

Μετά τη δημιουργία του συνόλου των δεδομένων ομαδοποιημένων κατά ημέρες, το επόμενο βήμα είναι ο καθορισμός των δεδομένων αυτών ως είσοδοι στον αλγόριθμο SVR. Οι είσοδοι του μοντέλου SVR είναι οι παρακάτω :

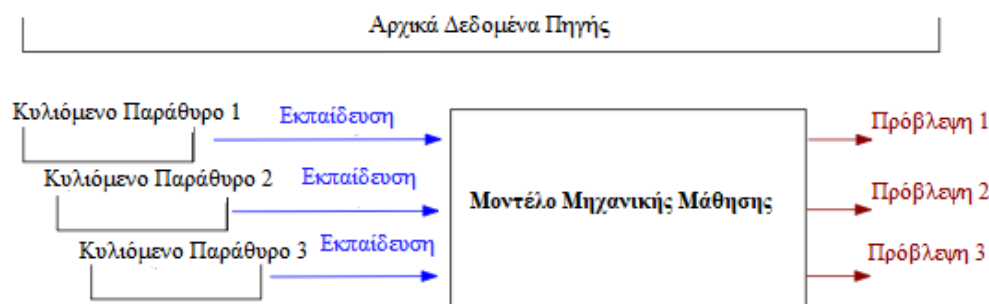
- Οι διαθέσιμες ημερήσιες κιλοβατώρες (kWh) φόρτισης των ιστορικών δεδομένων.

- Οι αντίστοιχες ημέρες της εβδομάδας των προηγούμενων ημερήσιων κιλοβατώραν. Αναπαρίσταται με έναν ακέραιο αριθμό $\{0,1,2,3,4,5,6\}$. Για παράδειγμα Δευτέρα=0, Τρίτη=1 και Κυριακή=6

Οι δυο αυτές εισοδοι αποτελούν τις βασικές παραμέτρους για μια αποτελεσματική πρόβλεψη. Οι συνολικές κιλοβατώρες των προηγούμενων ημερών καθίστανται απαραίτητες, καθώς αποτελούν πληροφορίες του παρελθόντος για τη μεταβλητή πρόβλεψης. Επίσης, στην ανάλυση των διαθέσιμων δεδομένων παρατηρήθηκε ένα εβδομαδιαίο μοτίβο πρόβλεψης του χρήστη, επομένως με τη διάθεση της ακριβής εβδομαδιαίας ημέρας, το μοντέλο εντοπίζει εύκολα αυτό το μοτίβο και το αναπαριστά στη μεταβλητή εξόδου.

9.7.2 Προετοιμασία των δεδομένων

Στο σημείο αυτό είναι χρήσιμο να επισημανθεί και η χρήση της μεθόδου των κυλιόμενων παραθύρων (rolling window technique) που χρησιμοποιείται στην παρούσα πρακτική εφαρμογή. Αποτελεί μια βέλτιστη τεχνική διαχείρισης δεδομένων, με σκοπό τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης [121]. Επιπλέον καθίσταται χρήσιμη τεχνική στην περίπτωση της παρούσας πρακτικής εφαρμογής, λόγω του μικρού πλήθους των διαθέσιμων δεδομένων. Τα διαθέσιμα δεδομένα αναδιοργανώνονται σε παρτίδες, σύμφωνα με το μέγεθος του κυλιόμενου παραθύρου και εντάσσονται ως εισοδοι στο μοντέλο μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της επόμενης τιμής. Το μέγεθος του παραθύρου αποτελεί σημαντική παράμετρο στην εκπαιδευτική διαδικασία του μοντέλου προς πρόβλεψη. Το κατάλληλο μέγεθος του κυλιόμενου παραθύρου συνήθως κυμαίνεται από 1 έως 20 στοιχεία [122]. Στη συγκεκριμένη πρακτική εφαρμογή επιλέχθηκε το μέγεθος 7, όσες και οι μέρες της εβδομάδας.



Σχήμα 15 : Τεχνική Κυλιόμενου Παραθύρου [122]

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, οι μεταβλητές εισόδου είναι δύο διαστάσεων (δύο μεταβλητές). Η μέθοδος της ανάλυσης των βασικών στοιχείων (principal component analysis) είναι μια γρήγορη και ευέλικτη μέθοδος μη επιβλεπόμενης μάθησης που σκοπεύει στη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων. Τα διανύσματα που προκύπτουν αντιπροσωπεύουν το πλήθος των αρχικών συσχετίσεων μεταξύ των αρχικών διανυσμάτων. Συχνά ο αλγόριθμος χρησιμοποιείται και ως εργαλείο οπτικοποίησης δεδομένων, φιλτραρίσματος θορύβου και αρκετά άλλα [123]. Στην παρούσα πρακτική εφαρμογή χρησιμοποιείται για τη μείωση από δυο διαστάσει σε μία διάσταση των μεταβλητών εισόδων, ώστε στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν τα διανύσματα αυτά στο μοντέλο SVR της βιβλιοθήκης Sklearn που παρουσιάστηκε στην παράγραφο 9.5.

9.7.3 Καθορισμός παραμέτρων SVR

Στη μηχανική μάθηση τα μοντέλα εκπαιδεύονται από τα διαθέσιμα δεδομένα με σκοπό την εύρεση μιας γενικευμένης λύσης που θα οδηγήσει στην πρόβλεψη. Έτσι προσαρμόζονται στα νέα δεδομένα στην πλειοψηφία των περιπτώσεων. Η μέθοδος της παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης (SVR) εντάσσεται στη γενική κατηγορία μεθόδων πυρήνων (kernel methods) [124]. Το κόλπο του πυρήνα (kernel trick) αντιμετωπίζει το πρόβλημα του υπολογισμού του εσωτερικού γινομένου μεταξύ των διανυσμάτων και βοηθά, όπου χρειάζεται, στην υλοποίηση μη γραμμικών σχέσεων.

Αρκετά έχουν ειπωθεί για την επιλογή της κατάλληλης συνάρτησης πυρήνα, ωστόσο η επιλογή του εξαρτάται από τα δεδομένα. Ο προσδιορισμός του κατάλληλου πυρήνα θα γίνει μέσω της εφαρμογής τους και της αξιολόγησης των σφαλμάτων τους στα δεδομένα δοκιμής. Ο γραμμικός πυρήνας (linear kernel) θεωρείται και ως πυρήνας αναφοράς σε σχέση με τους άλλους πυρήνες και χρησιμοποιείται όταν τα δεδομένα έχουν γραμμικό χαρακτήρα λόγω του γραμμικού διαχωρισμού αυτών. Αποτελεί τον χαμηλότερο βαθμό του πολυωνυμικού πυρήνα και δεν θεωρείται κατάλληλος για εξεταζόμενα δεδομένα μη γραμμικών σχέσεων. Στη συνέχεια θα εξεταστούν ο πολυωνυμικός πυρήνας (polynomial kernel) και ο πυρήνας ακτινωτής βάσης (Gaussian RBF). Οι συγκεκριμένοι πυρήνες αφορούν μη γραμμικές σχέσεις και προτιμώνται λόγω της ευελιξίας προσαρμογής σε δεδομένα που βρίσκονται σε χώρο υψηλών διαστάσεων. Σύμφωνα με την παράγραφο 8.3.4 οι συναρτήσεις είναι οι ακόλουθες:

Τύπος Πυρήνα	Συνάρτηση
Γραμμικός	$K(x_i, x_j) = x_i * x_j$
Πολυωνυμικός	$K(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)^d$
Gauss Ακτινικού Τύπου	$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right)$

Πίνακας 2 : Πίνακας Εξεταζόμενων Πυρήνων

Το μοντέλο SVR χαρακτηρίζεται από ορισμένες παραμέτρους, οι οποίες καθορίζονται από τον χρήστη του μοντέλου. Ο πιο σημαντικός είναι ο παράγοντας ποινής C (Penalty factor), ο οποίος επηρεάζει σημαντικά την ικανότητα μάθησης και γενίκευσης του αλγορίθμου. Αναφέρεται ως παράμετρος κόστους και εκφράζει την ανοχή στο σφάλμα των δεδομένων εκπαίδευσης έναντι της απλότητας της επιφάνειας απόφασης. Μια μεγάλη τιμή του C σκοπεύει στην καλή προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα, αυξάνοντας την πολυπλοκότητα της επιφάνειας απόφασης. Το μοντέλο επιζητά μεγαλύτερη ακρίβεια στα δεδομένα αυξάνοντας το κόστος. Αντιθέτως, η επιφάνεια απόφασης του μοντέλου είναι ομαλή για μικρές τιμές. Βαρύνοντας σημασία καθίσταται και η παράμετρος ϵ (loss function), η οποία υποδηλώνει το βαθμό ανεκτικότητας στο σφάλμα των σημείων εκπαίδευσης, περιορίζοντας το όριο απόφασης. Για μικρές τιμές του ϵ η πρόβλεψη έχει καλύτερα αποτελέσματα [125].

9.7.4 Μέθοδος Διασταυρωμένης Επικύρωσης (Cross Validation)

Για την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου σύμφωνα με τη βιβλιογραφία της μηχανικής μάθησης χρησιμοποιείται η μέθοδος της διασταυρωμένης επικύρωσης (cross validation). Είναι μια από τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους δειγματοληψίας δεδομένων για την εκτίμηση του πραγματικού σφάλματος πρόβλεψης και συντονισμού των παραμέτρων του μοντέλου. Εκτιμά το πόσο καλά το εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί να λειτουργήσει σε άγνωστα δεδομένα. Οι διάφοροι μέθοδοι διασταυρωμένης επικύρωσης διαφέρουν ως προς τον τρόπο χρήσης των σετ εκπαίδευσης (training set) και δοκιμών (testing set) από το σύνολο των δεδομένων εκμάθησης. Τα δεδομένα εκπαίδευσης (train datasheet) χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του αλγορίθμου, ενώ τα δεδομένα δοκιμών (train datasheet) για την αξιολόγησή του. Οι πιο βασικές μέθοδοι διασταυρωμένης επικύρωσης είναι :

9.7.4.1 k-fold cross-validation

Στη μέθοδο αυτή το σύνολο των δεδομένων χωρίζεται σε k σύνολα, όσο και ο αριθμός fold, ίδιου μεγέθους. Η δειγματοληψία γίνεται με τρόπο μη επικάλυψης των δεδομένων μεταξύ των συνόλων. Το μοντέλο εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας τα $k-1$ υποσύνολα, τα οποία αντιπροσωπεύουν το εκπαιδευτικό σύνολο. Στη συνέχεια, το μοντέλο εφαρμόζεται στο υπολειπόμενο υποσύνολο k , όπου μετράται η απόδοση του μοντέλου. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται k φορές, όσες και ο αριθμός fold, ώστε κάθε υποσύνολο να χρησιμοποιείται μια φορά για τον προσδιορισμό της απόδοσης [126].

9.7.4.2 Leave-one-out cross-validation

Αποτελεί μια ειδική περίπτωση της k-fold cross-validation, όπου ο αριθμός των folds ισούται με τον αριθμό των διαθέσιμων δεδομένων. Έτσι, ο αλγόριθμος εκμάθησης εφαρμόζεται μία φορά για κάθε αντικείμενο, χρησιμοποιώντας όλα τα δεδομένα ως σύνολα εκπαίδευσης και χρησιμοποιώντας ένα επιλεγμένο αντικείμενο ως αντικείμενο δοκιμής. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται έως ότου όλα τα αντικείμενα χρησιμοποιηθούν και αξιολογηθούν [127].

9.7.4 Αποτελέσματα Πρόβλεψης

Στην παρούσα διπλωματική χρησιμοποιείται η μέθοδος Leave-one-out cross-validation για την εκτίμηση του σφάλματος πρόβλεψης, καθώς τα δεδομένα περιλαμβάνουν ημερήσιες τιμές. Επίσης, τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίστηκαν σε $\frac{3}{4}$ δεδομένα εκπαίδευσης (train datasheet) και $\frac{1}{4}$ δοκιμαστικά δεδομένα (test datasheet). Για την εύρεση των βέλτιστων τιμών των δύο παραμέτρων του μοντέλου SVR χρησιμοποιείται η μέθοδος αναζήτησης πλέγματος (Grid Search) της sklearn με σκοπό την ελαχιστοποίηση του μέσου απόλυτου σφάλματος (MAE) με παράμετρο $cv=10$ (μέθοδος cross validation με $k=10$). Μέσω αυτής της μεθόδου ορίζεται ένα δισδιάστατο πλέγμα των παραμέτρων και μέσω των διαφόρων συνδυασμών υπολογίζεται η βέλτιστη απόδοση του μοντέλου.

Δοκιμάστηκαν οι παράμετροι στις εξής τιμές:

$$C : \{1, 10, 100, 1000, 10000\}$$

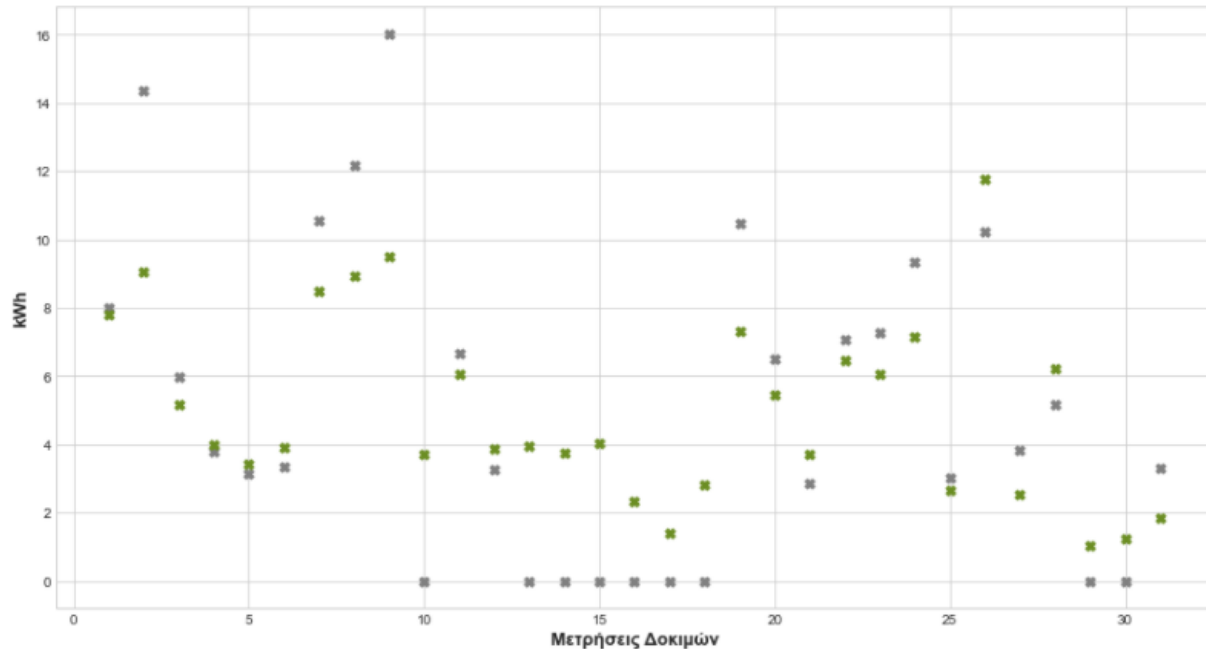
$$\varepsilon : \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9\}$$

Το μοντέλο πρόβλεψης SVR υλοποιήθηκε με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης Scikit-Learn (παράγραφος 9.5) σε γλώσσα Python.

Στη συνέχεια ακολουθούν οι πίνακες με τα αποτελέσματα πρόβλεψης του μοντέλου παλινδρόμησης SVR που εξετάστηκε. Για κάθε πρόβλεψη της συνολικής ζήτησης των ημερήσιων κιλοβατώραν παρατίθεται και η πραγματική συνολική ποσότητα κιλοβατώραν και στη συνέχεια το μέσο απόλυτο σφάλμα σε κάθε περίπτωση. Για τον προσδιορισμό των πραγματικών ημερήσιων κιλοβατώραν προστίθενται όλες οι κιλοβατώρας φόρτισης της ημέρας. Θα εξεταστούν τρία ήδη πυρήνων, και θα σχολιαστούν τα αποτελέσματά τους. Οι παράμετροι τελικά έλαβαν τις τιμές $C = 10$ για όλους τους πυρήνες με $\varepsilon = 0.5$ για τον rbf, $\varepsilon = 0.4$ για γραμμικό και $\varepsilon = 0.9$ για πολυωνυμικό πυρήνα. Επίσης στον πολυωνυμικό πυρήνα, ως παράμετροι του μοντέλου, ορίστηκαν ο βαθμός = 2 και ο συντελεστής (coef) = 8 σύμφωνα με τη μέθοδο αναζήτησης πλέγματος.

9.7.4.1 Συνάρτηση Πυρήνα Gauss Ακτινικού Τύπου (Rbf Kernel)

Για συνάρτηση πυρήνα Gauss ακτινικού τύπου (Rbf kernel) λαμβάνουμε τα εξής αποτελέσματα:



* με πράσινο χρώμα * διακρίνονται οι τιμές των μετρήσεων πρόβλεψης

* με γκρι χρώμα * διακρίνονται οι πραγματικές τιμές των μετρήσεων

Σχήμα 16 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR RFB πυρήνα

Στο σχήμα 16 παρουσιάζονται γραφικά, μέσω αναπαράστασης σημείων, οι πραγματικές ημερήσιες κιλοβατώρες (kWh) φόρτισης έναντι των προβλεπόμενων, μέσω του μοντέλου παλινδρόμησης διανυσμάτων. Το σχήμα αφορά μοντέλο SVR με πυρήνα Gauss ακτινικού τύπου (Rbf) με παραμέτρους: $C = 10$, $\epsilon = 0.5$. Με μια πρώτη επισκόπηση είναι εμφανές πως το μοντέλο δεν ανταποκρίνεται καλά στις μεταβολές. Η απόκλιση της πραγματικής τιμής με την προβλεπόμενη δεν είναι σε ικανοποιητικά επίπεδα, καθώς σε μεγάλες μεταβολές των συνολικών κιλοβατώραν από μέρα σε μέρα εντοπίζεται μεγάλο σφάλμα. Για τον ακριβή προσδιορισμό των αποκλίσεων και των σφαλμάτων σε κάθε περίπτωση ακολουθεί ο παρακάτω πίνακας.

Μετρήσεις	Προβλεπόμενη Τιμή Κιλοβατώραν	Πραγματική Τιμή Κιλοβατώραν	Απόλυτο Σφάλμα
1	7.78	8.00	0.22
2	9.07	14.35	5.28
3	5.15	5.96	0.81
4	4.00	3.77	0.23
5	3.40	3.12	0.28
6	3.91	3.33	0.58
7	8.49	10.54	2.05
8	8.93	12.18	3.25
9	9.50	16.01	6.51
10	3.69	0.00	3.69
11	6.06	6.65	0.59
12	3.85	3.28	0.57
13	3.97	0.00	3.97
14	3.75	0.00	3.75
15	4.03	0.00	4.03
16	2.32	0.00	2.32
17	1.39	0.00	1.39
18	2.80	0.00	2.80
19	7.32	10.47	3.15
20	5.45	6.51	1.06
21	3.69	2.84	0.85
22	6.46	7.06	0.60
23	6.06	7.29	1.23
24	7.14	9.33	2.19
25	2.64	3.03	0.39
26	11.78	10.21	1.57
27	2.54	3.82	1.28
28	6.22	5.15	1.07
29	1.04	0.00	1.04
30	1.23	0.00	1.23
31	1.83	3.29	1.46

Πίνακας 3 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, RBF πυρήνα

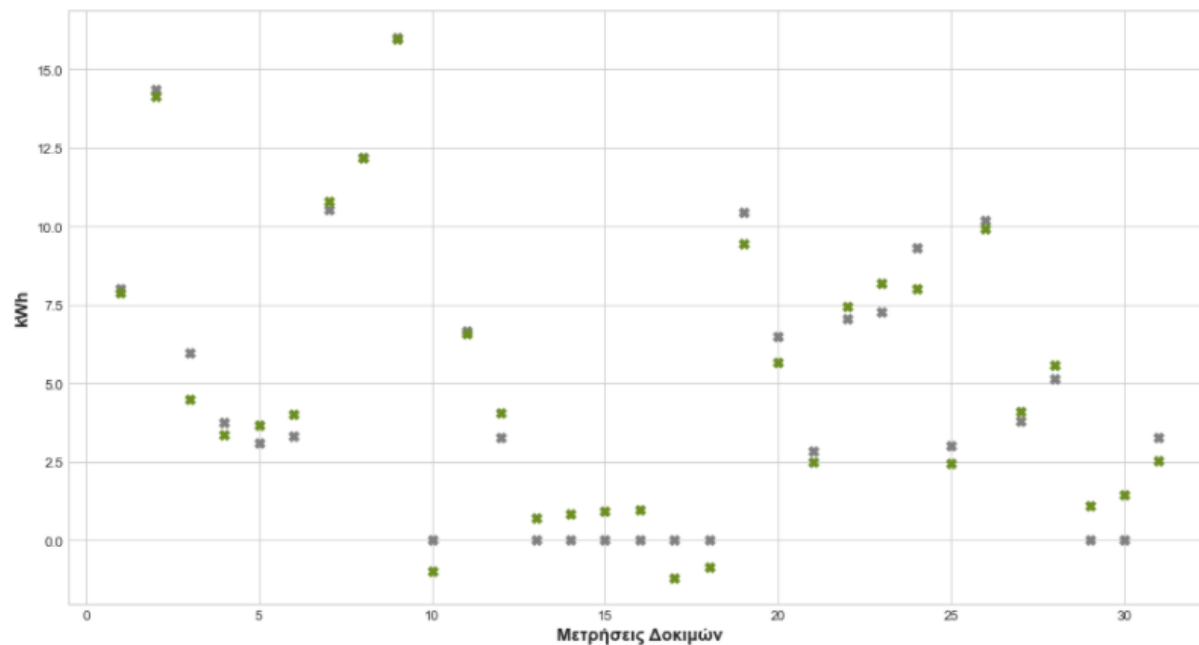
Στον πίνακα 3 παρουσιάζονται οι τιμές των ημερησίων κιλοβατώραν πρόβλεψης, καθώς και το αντίστοιχο μέσο τυπικό σφάλμα σχετικά με την συνάρτηση πυρήνα Gauss ακτινικού τύπου. Η τιμή του απόλυτου σφάλματος κυμαίνεται ανάμεσα στο κάτω κατώφλι των 0.22 κιλοβατώραν και στο άνω κατώφλι των 6.51 κιλοβατώραν. Τα μέσα σφάλματα των μετρήσεων είναι :

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error) : **1.92** κιλοβατώρας
- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error) : **2.48** κιλοβατώρας

Παρατηρείται πως τα σφάλματα δεν είναι τόσο ικανοποιητικά καθώς εντοπίζονται μεγάλες αποκλίσεις και αρκετές ακραίες τιμές ανάμεσα στις τιμές των προβλέψεων και τις πραγματικές κιλοβατώρες.

9.7.4.2 Γραμμική Συνάρτηση Πυρήνα (Linear Kernel)

Για γραμμική συνάρτηση πυρήνα (Linear kernel) λαμβάνουμε τα εξής αποτελέσματα:



- * με πράσινο χρώμα ■ διακρίνονται οι τιμές των μετρήσεων πρόβλεψης
- * με γκρι χρώμα ■ διακρίνονται οι πραγματικές τιμές των μετρήσεων

Σχήμα 17 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR Γραμμικού πυρήνα

Στο σχήμα 17 διακρίνονται οι τιμές των μετρήσεων πρόβλεψης του μοντέλου SVR με χρήση γραμμικού πυρήνα με παραμέτρους: $C = 10$, $\epsilon = 0.4$. Οπτικά τα αποτελέσματα εμφανίζουν βελτίωση σε σχέση με τον προηγούμενο τύπο πυρήνα. Επίσης παρατηρείται πως εξαλείφονται και οι μεγάλες τιμές σφαλμάτων, καθώς όλες οι προβλέψεις του μοντέλου παλινδρόμησης διανυσμάτων με τον γραμμικό πυρήνα κυμαίνονται κοντά στις πραγματικές τιμές. Παρουσιάζεται στη συνέχεια ο πίνακας με τα ακριβή νούμερα και σφάλματα σε κάθε περίπτωση για πιο ακριβή συμπεράσματα.

Μετρήσεις	Προβλεπόμενη Τιμή Κιλοβατώρας	Πραγματική Τιμή Κιλοβατώρας	Απόλυτο Σφάλμα
1	7.9	8	0.1
2	14.17	14.35	0.18
3	4.5	5.96	1.46
4	3.37	3.77	0.4
5	3.68	3.12	0.56
6	4.04	3.33	0.71
7	10.81	10.54	0.27
8	12.21	12.18	0.03
9	15.99	16.01	0.02
10	-0.98	0	0.98
11	6.59	6.65	0.06
12	4.08	3.28	0.8
13	0.73	0	0.73
14	0.83	0	0.83
15	0.91	0	0.91
16	0.96	0	0.96
17	-1.18	0	1.18
18	-0.85	0	0.85
19	9.45	10.47	1.02
20	5.65	6.51	0.86
21	2.5	2.84	0.34
22	7.46	7.06	0.4
23	8.19	7.29	0.9
24	8.04	9.33	1.29
25	2.47	3.03	0.56
26	9.91	10.21	0.3
27	4.09	3.82	0.27
28	5.58	5.15	0.43
29	1.11	0	1.11
30	1.44	0	1.44
31	2.52	3.29	0.77

Πίνακας 4 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, Γραμμικού πυρήνα

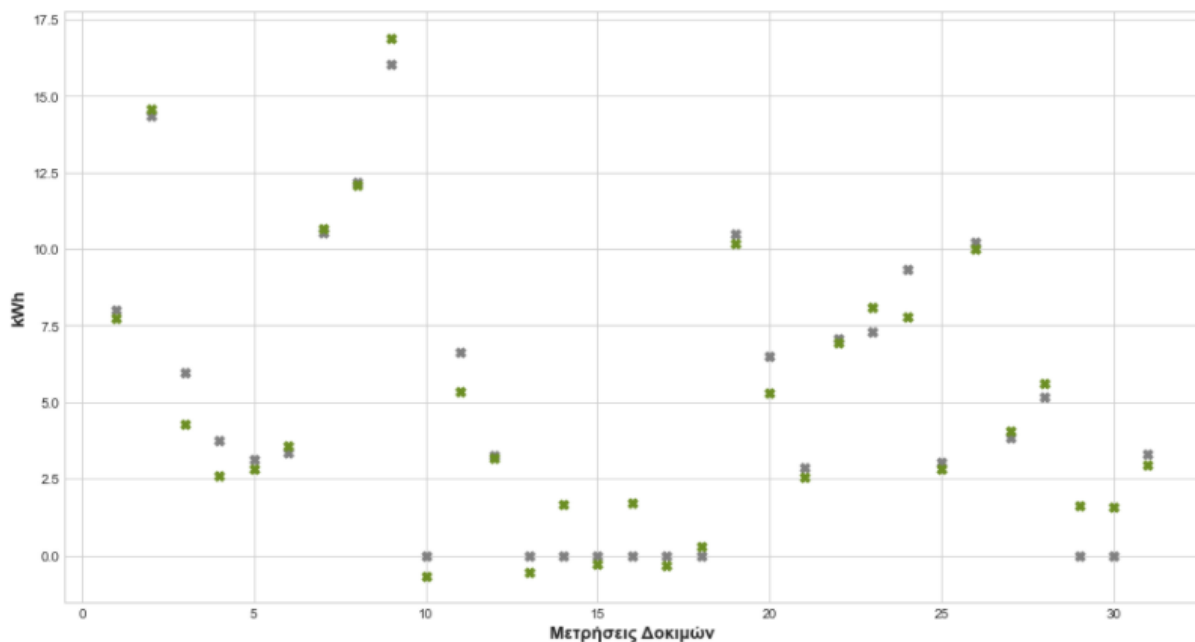
Ο πίνακας 4 περιλαμβάνει τις ημερήσιες τιμές πρόβλεψης κιλοβατώρας, καθώς και το αντίστοιχο τυπικό σφάλμα πρόβλεψης μέσω των πραγματικών κιλοβατώρας. Ο πίνακας αφορά προβλέψεις του μοντέλου SVR με γραμμικό πυρήνα (linear kernel). Η τιμή του απόλυτου σφάλματος κυμαίνεται γύρω από τα όρια των 0.023 και 1.46 κιλοβατώρας, ενώ τα μέσα σφάλματα είναι :

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error) : **0.67** κιλοβατώρας
- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error) : **0.78** κιλοβατώρας

Παρατηρείται πως τα σφάλματα είναι πολύ ικανοποιητικά. Τα όρια των σφαλμάτων κυμαίνονται σε αυτήν την περίπτωση σε πολύ μικρό εύρος, μικρής τιμής. Επίσης το μέσο απόλυτο σφάλμα και η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος αποτελούν και αυτά μικρή τιμή κιλοβατών, άρα μικρό γενικό σφάλμα.

9.7.4.3 Πολυωνυμική Συνάρτηση Πυρήνα (Polynomial Kernel)

Για πολυωνυμική συνάρτηση πυρήνα (Polynomial kernel) λαμβάνουμε τα εξής αποτελέσματα:



- * με πράσινο χρώμα ■ διακρίνονται οι τιμές των μετρήσεων πρόβλεψης
- * με γκρι χρώμα ■ διακρίνονται οι πραγματικές τιμές των μετρήσεων

Σχήμα 18 : Γραφική Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων Μοντέλου SVR Πολυωνυμικού πυρήνα

Στο σχήμα 18 παρουσιάζονται γραφικά μέσω αναπαράστασης σημείων, οι πραγματικές και οι προβλεπόμενες ημερήσιες τιμές κιλοβατών, μέσω του μοντέλου παλινδρόμησης διανυσμάτων με πολυωνυμικό πυρήνα. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο είναι: $C = 10$, $\varepsilon = 0.9$, $degree = 2$, $coef0 = 8$. Το μοντέλο φαίνεται να ανταποκρίνεται καλά, καθώς τα σημεία των προβλέψεων είναι κοντά στα σημεία των πραγματικών τιμών χωρίς μεγάλες διακυμάνσεις.

Αναλυτικότερα οι τιμές των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών, καθώς και το απόλυτο σφάλμα αυτών, φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

Μετρήσεις	Προβλεπόμενη Τιμή Κιλοβατώραν	Πραγματική Τιμή Κιλοβατώραν	Απόλυτο Σφάλμα
1	7.74	8.00	0.26
2	14.59	14.35	0.24
3	4.28	5.96	1.68
4	2.61	3.77	1.16
5	2.83	3.12	0.29
6	3.58	3.33	0.25
7	10.65	10.54	0.11
8	12.11	12.18	0.07
9	16.87	16.01	0.86
10	-0.67	0.00	0.67
11	5.36	6.65	1.29
12	3.19	3.28	0.09
13	-0.55	0.00	0.55
14	1.66	0.00	1.66
15	-0.30	0.00	0.30
16	1.71	0.00	1.71
17	-0.32	0.00	0.32
18	0.30	0.00	0.30
19	10.17	10.47	0.30
20	5.32	6.51	1.19
21	2.53	2.84	0.31
22	6.95	7.06	0.11
23	8.10	7.29	0.81
24	7.80	9.33	1.53
25	2.83	3.03	0.20
26	10.00	10.21	0.21
27	4.04	3.82	0.22
28	5.61	5.15	0.46
29	1.63	0.00	1.63
30	1.58	0.00	1.58
31	2.93	3.29	0.36

Πίνακας 5 : Αποτελέσματα Μοντέλου SVR με Σφάλμα MAE, Πολυωνυμικού πυρήνα

Στον πίνακα 5 παρουσιάζονται οι τιμές των ημερησίων κιλοβατών πρόβλεψης και το αντίστοιχο μέσο τυπικό σφάλμα για πολυωνυμική συνάρτηση πυρήνα. Η τιμή του απολύτου σφάλματος κυμαίνεται ανάμεσα στο κάτω όριο των 0.075 κιλοβατών και στο άνω όριο των 1.71 κιλοβατών. Τα μέσα σφάλματα των μετρήσεων είναι :

- Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error) : **0.67** κιλοβατόρες
- Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error) : **0.88** κιλοβατόρες

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

10.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα μελέτη αποτελείται από τρία κύρια μέρη. Στο πρώτο μέρος αρχικά αναπτύχθηκε το όφελος των ηλεκτρικών οχημάτων προς το περιβάλλον και παρουσιάστηκαν οι κατηγορίες τους, καθώς και τα τεχνικά χαρακτηριστικά αντίστοιχα. Στη συνέχεια, παρουσιάστηκαν οι δυνατοί τρόποι φόρτισης αυτών, με έμφαση στην αγωγήμη φόρτιση, η οποία αποτελεί και την πιο βασική πηγή φόρτισης που χρησιμοποιείται παγκοσμίως στις μέρες μας. Η αγωγήμη φόρτιση χωρίζεται σε σταθμούς φόρτισης εναλλασσόμενου ρεύματος (AC EVSE) και συνεχούς ρεύματος (DC EVSE), ενώ η επιλογή τους καθορίζεται, κυρίως, ανάλογα με τις ανάγκες σε ισχύ και το κόστος εγκατάστασης. Οι σταθμοί φόρτισης θα συμβάλλουν αποτελεσματικά στην ανάπτυξη των ηλεκτρικών οχημάτων, καθώς θα αντιμετωπιστεί το σημαντικότερο αρνητικό σημείο, το οποίο αποτελούν οι ελλείψεις υποδομές φόρτισης.

Το δεύτερο μέρος περιέχει μια βιβλιογραφική ανασκόπηση των βασικών μεθόδων πρόβλεψης με έμφαση στις στατιστικές μεθόδους και ειδικότερα στα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης. Η πρόβλεψη του ηλεκτρικού φορτίου της φόρτισης των ηλεκτρικών οχημάτων καθίσταται πολύ σημαντική κατά τη διαδικασία λήψης αποφάσεων στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας, ιδιαίτερα μετά την απελευθέρωση των αγορών ενέργειας, καθώς και για τη μελέτη σκοπιμότητας των εταιριών που δραστηριοποιούνται στην παροχή υπηρεσιών φόρτισης. Επίσης, η ύπαρξη εκτιμήσεων με ακρίβεια είναι απαραίτητη για την αποτελεσματική λειτουργία και αξιοπιστία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης των σταθμών φόρτισης. Από την έρευνα που διεξήχθη, προέκυψε το συμπέρασμα πως τεχνικές που βασίζονται σε υπολογιστικές μεθόδους και μαθηματικά μοντέλα έχουν καλύτερη ακρίβεια, έναντι πιο παραδοσιακών μεθόδων σε σύνθετες προβλέψεις. Έτσι η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμό φόρτισης προσεγγίστηκε μέσω μεθόδου μηχανικής μάθησης.

Στο τελευταίο μέρος της παρούσας μελέτης αναπτύσσεται και εφαρμόζεται μια προσέγγιση για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης σε σταθμό φόρτισης, με τη χρήση της μεθόδου παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης για τρεις συναρτήσεις πυρήνων εσωτερικού γινομένου. Η πιλοτική εφαρμογή βασίζεται σε δεδομένα από έναν ιδιωτικό σταθμό φόρτισης στα Μελλάσια Αττικής. Τα δεδομένα ομαδοποιήθηκαν σε ημερήσια και αφορούν την πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου 31 ημερών. Στόχο αποτελεί να βρεθεί ο βέλτιστος πυρήνας που θα ελαχιστοποιεί το σφάλμα οδηγώντας σε μια ακριβή πρόβλεψη. Χρήσιμο είναι να επισημανθεί πως το αυτοκίνητο του χρήστη του σταθμού φόρτισης είναι υβριδικό, με αποτέλεσμα μικρή χωρητικότητα μπαταρίας σε κιλοβατώρες. Από το δείγμα των δεδομένων δοκιμών που έχουμε διαθέσιμο παρατηρούμε μέγιστη ημερήσια τιμή φόρτισης τις 16 κιλοβατώρες. Στην περίπτωση

αυτή, τιμή σφάλματος 1 κιλοβατώρας είναι σημαντική, συγκριτικά με το μέγεθος χωρητικότητας της μπαταρίας, ενώ σε περιπτώσεις αμιγών ηλεκτρικών οχημάτων θα μπορούσε να θεωρηθεί αμελητέο.

➤ Σύμφωνα με τους τρεις πυρήνες των οποίων τα αποτελέσματα παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 9.7.4, ο χειρότερος είναι ο πυρήνας Gauss ακτινικού τύπου (Rbf). Τα μέσα σφάλματα του πυρήνα αυτού κυμαίνονται γύρω στις 2 κιλοβατώρες. Το σφάλμα αυτό δεν είναι απαγορευτικό, αλλά ούτε ικανοποιητικό. Σημαντικό αρνητικό αποτέλεσμα του πυρήνα αυτού, καθίστανται οι ακραίες τιμές του σφάλματος.

➤ Στη συνέχεια εξετάστηκε ο γραμμικός πυρήνας, ο οποίος είχε πολύ καλά αποτελέσματα. Τα μέσα σφάλματα είναι σε πολύ καλά επίπεδα, και τα δύο κάτω από την 1 κιλοβατώρα. Συγκριτικά με τη μέγιστη τιμή φόρτισης των 16 κιλοβατώραν τα δύο σφάλματα κυμαίνονται κάτω από 5% σφάλμα, γεγονός που καθιστά την πρόβλεψη επιτυχή. Επίσης, αισθητή ήταν η βελτίωση και στις ακραίες τιμές των σφαλμάτων, καθώς το απόλυτο σφάλμα πρόβλεψης δεν ξεπέρασε την τιμή των 1.46 κιλοβατώραν. Ακόμα, παρατηρούνται κάποιες αρνητικές τιμές σε προβλέψεις που δεν έχουν πρακτική σημασία, καθώς οι κιλοβατώρες στην περίπτωση της μελέτης, μας είναι θετικές καθώς το αυτοκίνητο φορτίζει και δεν εκφορτίζει. Τα δεδομένα παρουσιάζουν αρκετό θόρυβο και αρκετές μηδενικές τιμές, επομένως το μοντέλο αν και βασισμένο στη μηχανική μάθηση δεν μπορεί να συμπεράνει αυτά τα χαρακτηριστικά με αποτέλεσμα την πρόβλεψη αρνητικών τιμών.

➤ Μετά τον γραμμικό πυρήνα εξετάστηκε ο πολυωνυμικός πυρήνας δευτέρου βαθμού. Επιλέχθηκε αυτός ο βαθμός μετά την αναζήτηση των βέλτιστων παραμέτρων μέσω της μεθόδου αναζήτησης πλέγματος (Grid Search) που αναφέρθηκε προηγουμένως. Ως τιμές δοκιμών χρησιμοποιήθηκαν οι βαθμοί 2, 3 και 4. Δεν χρησιμοποιήθηκε ο βαθμός 1, καθώς παραπέμπει στον γραμμικό πυρήνα. Ο πολυωνυμικός πυρήνας εμφανίζει και αυτός καλύτερα αποτελέσματα από τον Gauss ακτινικού τύπου. Τα μέσα σφάλματα και οι ακραίες τιμές κυμαίνονται σε χαμηλές τιμές, κοντά στις τιμές του γραμμικού πυρήνα.

Καλύτερες προβλέψεις σύμφωνα και με τους τρεις πυρήνες στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής λαμβάνονται από τον γραμμικό πυρήνα, ο οποίος εντοπίζει αποτελεσματικά τα μοτίβα των δεδομένων και τις σχέσεις τους και οδηγεί το μοντέλο παλινδρόμησης διανυσμάτων (SVR) σε ακριβείς προβλέψεις. Ο γραμμικός πυρήνας, πυρήνας αναφοράς, αποτελώντας τον βέλτιστο πυρήνα του μοντέλου της παρούσας πρακτικής εφαρμογής, οδηγεί στο συμπέρασμα πως τα διαθέσιμα δεδομένα χαρακτηρίζονται μέσω γραμμικής σχέσης.

10.2 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η μέθοδος παλινδρόμησης διανυσμάτων υποστήριξης (SVR), όπως παρουσιάστηκε στην παράγραφο 8.4, αποτελεί επέκταση των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVM), η οποία βασίζεται στη στατιστική θεωρία μάθησης. Στόχος και των δύο μεθόδων είναι η ελαχιστοποίηση του διαρθρωτικού ρίσκου που εμφανίζει το προβλεπτικό μοντέλο (παράγραφος 8.3.2). Το γεγονός αυτό οδηγεί στη γενίκευση των δεδομένων εκπαίδευσης κατά βέλτιστο τρόπο κάθε φορά. Στα πλαίσια των προοπτικών, οποιαδήποτε δεδομένα από δημόσιο ή ιδιωτικό σταθμό ή σταθμούς φόρτισης, με την ίδια μορφή με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν θα μπορούν να οδηγήσουν σε αποτελεσματική πρόβλεψη ενεργειακής ζήτησης.

Ως μελλοντικές προεκτάσεις θα μπορούσαν να εξεταστούν και τα υπόλοιπα είδη πυρήνων, όπως παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 8.3, ενώ ιδιαίτερο ενδιαφέρον θα παρουσίαζε και η χρήση συνδυαστικών μοντέλων και μεθόδων για την τελική πρόβλεψη. Επίσης, ενδιαφέρον θα αποτελούσε και η επέκταση των μεταβλητών εισόδων. Η παρούσα πιλοτική εφαρμογή περιέχει ως μεταβλητές εισόδου τις προηγούμενες ημερήσιες καταναλώσεις, καθώς και την αντίστοιχη μέρα της εβδομάδας. Θα μπορούσαν να επεκταθούν και σε άλλες μεταβλητές, για παράδειγμα την εξωτερική θερμοκρασία, ή τις καιρικές συνθήκες, ώστε το μοντέλο να εκπαιδευτεί καλύτερα αναζητώντας ένα καλύτερο διαχωριστικό υπερεπίπεδο. Ακόμα, ενδιαφέρον θα αποτελούσε και η δημιουργία του μοντέλου παλινδρόμησης διανύσματος για την πρόβλεψη, αντί την χρήση του, μέσω της έτοιμης βιβλιοθήκης Scikit-learn. Θα οδηγούσε στην καλύτερη κατανόηση της μεθόδου και την μη επιτακτική ανάγκη χρήσης της μεθόδου PCA για τη μείωση των διαστάσεων των μεταβλητών εισόδου.

Ακόμα, στα πλαίσια των προοπτικών και προεκτάσεων εντάσσεται και ο αποτελεσματικός έλεγχος των τεχνολογιών που επιτρέπουν τη σύνδεση του ηλεκτρικού οχήματος με το σπίτι (V2H), με το ηλεκτρικό δίκτυο (V2G) καθώς και με άλλο όχημα (V2V), ή γενικευμένα με όλα τα προηγούμενα V2X (Vehicle to Everything). Στο μέλλον προβλέπεται τα ηλεκτρικά οχήματα να έχουν την ικανότητα αμφίδρομης ροής ισχύος συμβάλλοντας θετικά στη σταθεροποίηση του δικτύου. Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη της ενεργειακής ζήτησης των σταθμών φόρτισης, που αναπτύχθηκε στην παρούσα διπλωματική, μπορεί να αποτελέσει μέρος ή ακόμα να επεκταθεί συμβάλλοντας στον αποτελεσματικό έλεγχο της αμφίδρομης ροής και στη σταθεροποίηση του δικτύου.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] "Global EV Outlook 2020," iea, June 2020.
- [2] J. G. Isabella Burch, A. Hancock and G. Waaland, "Survey of Global Activity to Phase Out Internal Combustion Engine Vehicles," The Climate Center, 2018.
- [3] E. E. Agency, "New registrations of electric vehicles in Europe," European Environment Agency, 2020.
- [4] M. Mureddu, A. Facchini, A. Scala, G. Caldarelli and A. Damiano, "A Complex Network Approach for the Estimation of the Energy Demand of Electric Mobility," *Nature*, p. 268, 2018.
- [5] P. Papadopoulos, S. S. Kazakos, I. Grau, L. Cipcigan and N. Jenkins, "Electric vehicles' impact on British distribution networks," *The Institution of Engineering and Technology*, 2012.
- [6] Κ. Γ. Βουρνάς Κώστας, ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ, ΑΘΗΝΑ: ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΣΥΜΜΕΤΡΙΑ, 2010.
- [7] E. Xydas, C. Marmaras, L. Cipcigan, A. S. Hassan and N. Jenkins, "Forecasting Electric Vehicle charging demand using Support Vector Machines," Research Gate, 2013.
- [8] M. Manbachi, A. Sadu, H. Farhangi, A. Monti, A. Palizban and F. Ponci, "Impact of EV penetration on Volt-VAR Optimization of distribution networks using real-time co-simulation monitoring platform," *Applied Energy*, 2016.
- [9] "World's first electric car built by Victorian inventor in 1884," 23 April 2009. [Online]. Available: <https://www.telegraph.co.uk/news/newstoppers/howaboutthat/5212278/Worlds-first-electric-car-built-by-Victorian-inventor-in-1884.html>.
- [10] E. Gregersen and B. A. Schreiber, "Tesla, Inc.," *Britannica*.
- [11] R. Matulka, "The History of the Electric Car," Department of Energy, 2014.
- [12] "Εκπομπές CO2: Πόσο "καθαρά" είναι τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα;," 2019. [Online]. Available: <https://www.europarl.europa.eu/news/el/headlines/society/20190313STO31218/ekpompes-co2-poso-kathara-einai-ta-ilektrika-autokinita-grafima>.

- [13] "Understanding the Electric Vehicle Landscape to 2020," *GLOBAL EV OUTLOOK*, April 2013.
- [14] C. Riley, "Europe aims to kill gasoline and diesel cars by 2035," *CNN*, 2021.
- [15] K. Appunn, "European energy system has to be 100% renewable by 2040," *CLEAN ENERGY WIRE*, 2020.
- [16] J. Larminie and J. Lowry, *Electric Vehicle Technology*, England: John Wiley & Sons Ltd, 2003.
- [17] "EV Powertrain Components-Basics," 28 October 2019. [Online]. Available: <https://evreporter.com/ev-powertrain-components/>.
- [18] "U.S. DEPARTMENT OF ENERGY," [Online]. Available: <https://afdc.energy.gov/fuels/>.
- [19] C. Lee , "Types of Electric Vehicles: EV, BEV, HEV, PHEV," *Autotrader*, 4 June 2021.
- [20] D. S. Cardoso, P. O. Fael and A. Espirito-Santo, "A review of micro and mild hybrid systems," *Energy Reports*, 2020.
- [21] T. Lie, N. Ding and K. Prasad, "The electric vehicle: a review," *International Journal of Electric and Hybrid Vehicles*, 2017.
- [22] "Batteries for Hybrid and Plug-In Electric Vehicles," [Online]. Available: https://afdc.energy.gov/vehicles/electric_batteries.html.
- [23] B. Gatton, "What is a fuel cell electric vehicle?," *THE DRIVEN*, 28 August 2018.
- [24] A. Foley, I. Winning and B. P. O. O. Gallachoir, "State-of-the-art in electric vehicle charging infrastructure," *IEEE*, France, 2010.
- [25] A. K. Jha, "ELECTRIC VEHICLE CHARGER," *ResearchGate*, 2021.
- [26] N. Nhede, "California approves massive EV charging programme," 31 8 2020. [Online]. Available: <https://www.smart-energy.com/industry-sectors/electric-vehicles/california-approves-massive-ev-charging-programme/>.
- [27] C. Unal, E. Yirik, E. Unal , M. U. Cuma , B. Onur and M. Tumay, "A REVIEW OF CHARGING TECHNOLOGIES FOR COMMERCIAL ELECTRIC," *International Journal of Advances on Automotive and Technology*, 2018.
- [28] "Total Energies," [Online]. Available: <https://evcharge.totalenergies.com/en/charge-points-and-services/our-charge-points>.

- [29] A. Bahrami, "EV Charging Definitions, Modes, Levels, Communication Protocols and Applied Standards Technical Report," ResearchGate, 2020.
- [30] A. Purwadi, J. Dozeno and N. Heryana, "Simulation and Testing of a Typical On-Board Charger for ITB," ELSEVIER, 2013.
- [31] M. Rata, G. Rata, C. Filote, M. S. Raboaca, A. Graur, C. Afanasov and A. R. Felseghi, "The Electrical Vehicle Simulator for Charging Station in Mode 3 of IEC 61851-1 Standard," *energies*, 2019.
- [32] K. Mallick, "Plug in India," 27 12 2017. [Online]. Available: https://www.pluginindia.com/blogs/bharat-ev-specifications-for-ac-and-dc-charging-everything-you-need-to-know?fbclid=IwAR1k5XVjD6inuelD_XZGKkU2soRmLcclrwhsi1K_nqmHPnxUHoVqJLgCPVk.
- [33] "OPEN CHARGE ALLIANCE," [Online]. Available: <https://www.openchargealliance.org>.
- [34] M. Scottorn, "PDL," [Online]. Available: https://www.pdl.co.nz/about-us/trade-blog/type-b-rcd-vs-an-rcd-dd?fbclid=IwAR28fnAiJVNT_Qf6hFWiqWXSvqjAmwlp3ut3R_V7yK3HXFiODmkgUFexO1s.
- [35] "Versinetic," [Online]. Available: https://versinetic.com/ev-charging-connector-types-guide/?fbclid=IwAR0sbRI6GJihUSTFLrEq_2FGYr_Ptn7EzMQ-kFeFEhHKZCSzwbkUc81IaP0.
- [36] D. Ronanki, A. Kelkar and S. S. Williamson, "Extreme Fast Charging Technology—Prospects to Enhance Sustainable Electric Transportation," *Energies*, 2019.
- [37] S. Srdic and S. Lukic, "Toward Extreme Fast Charging: Challenges and Opportunities in Directly Connecting to Medium-Voltage Line," *IEEE*, 2019.
- [38] M. Kerler, P. Burda, M. Baumann and M. Lienkamp, "A concept of a high-energy, low-voltage EV battery pack," *IEEE*, 2014.
- [39] A. Arancibia and K. Strunz, "Modeling of an Electric Vehicle Charging Station for Fast DC Charging," *IEEE*, 2012.
- [40] G. R. C. Mouli, J. Kaptein, P. Bauer and M. Zeman, "Implementation of Dynamic Charging and V2G using," *IEEE*, 2016.
- [41] "EUR-Lex.europa.eu," 28 10 2014. [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/HTML/?uri=CELEX:32014L0094&from=en>.
- [42] "VECTOR," [Online]. Available: <https://www.vector.com/it/en/know-how/protocols/gbt-27930/>.

- [43] "Tesla," [Online]. Available: https://www.tesla.com/el_GR/support/charging-connectors.
- [44] P. Bauer, Y. Zhou, J. Doppler and N. Stemberge, "Charging of Electric Vehicles and Impact on the Grid," *IEEE*, 2010.
- [45] S. Habib, F. Abbas, M. U. Shahid, M. m. Khan, L. Sang and H. Tang, "A Comprehensive Study of Implemented International Standards, Technical Challenges, Impacts and Prospects for Electric Vehicles," *IEEE*, 2018.
- [46] "European Environment Agency," 26 10 2016. [Online]. Available: <https://www.eea.europa.eu/publications/electric-vehicles-and-the-energy>.
- [47] D. S. Arar, "ALL ABOUT CIRCUITS," 27 July 2020. [Online]. Available: <https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/four-ev-charging-modes-iec61851-standard/>.
- [48] Α. Γαλάνης, "Πόσα ηλεκτρικά αυτοκίνητα έχουν πουληθεί φέτος στην Ελλάδα;," *Newsauto*, 25 05 2021. [Online]. Available: <https://www.newsauto.gr/news/posa-ilektrika-echoun-poulithi-fetos-stin-ellada/>.
- [49] "Στόχοι και κίνητρα για την ηλεκτροκίνηση σε Ελλάδα και Ευρώπη," *HELLAS DIRECT*, 9 04 2021. [Online]. Available: <https://www.hellasdirect.gr/blog/stoxoi-kai-kinitra-gia-tin-ilektrokinisi-se-ellada-kai-europi/>.
- [50] S. Mariotti and C. Glackin, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΜΙΚΡΩΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ, ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΤΖΙΟΛΑ, 2017.
- [51] Δ. Ασκούνης, "Κεφάλαιο 4: Σχεδιασμός Προϊόντος – Σχεδιασμός Παραγωγικής Διαδικασίας".
- [52] "Plug Share," [Online]. Available: <https://www.plugshare.com/>.
- [53] Β. ΑΣΗΜΑΚΟΠΟΥΛΟΣ and Φ. ΠΕΤΡΟΠΟΥΛΟΣ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ, ΑΘΗΝΑ, 2011.
- [54] Σ. ΜΑΚΡΥΔΑΚΗΣ, R. HOGARTH and A. GABA, ΧΟΡΕΥΟΝΤΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΤΥΧΗ, ΚΡΙΤΙΚΗ, 2009.
- [55] S. Makridakis, S. C. Wheelwright and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*, 1998.
- [56] M. Faraj and O. Basir, "Range Anxiety Reduction in Battery-Powered Vehicles," University of Waterloo, Canada, 2016.
- [57] "<https://www.smartsheet.com/content/sales-forecasting-guide>," Smart Sheet. [Online].
- [58] "<https://mech.at.ua/Forecasting.pdf>," [Online].

- [59] J. C. Chambers, S. K. Mullick and D. D. Smith, "How to Choose the Right Forecasting Technique," *Harvard Business Review*, 1971.
- [60] B. P. Mathews and A. Diamantopoulos, "Managerial intervention in forecasting. An empirical investigation of forecast manipulation," *International Journal of Research in Marketing*, 1986.
- [61] K. Teerada and O. Pornthipa, "Combining Qualitative and Time Series Forecasting to Increase the Forecasting Accuracy for Instant Noodle Sales in Thailand," *Knowledge*, 2015.
- [62] T. Bush, "Time Series Analysis : Definition, Benefits, Models," *Pestle Analysis*, 2020.
- [63] R. B. Chase and F. Jacobs, Διοίκηση Λειτουργιών Εφοδιαστικής Αλυσίδας, Π.Χ. ΠΑΣΧΑΛΙΔΗΣ, 2017.
- [64] K. Nikolopoulos, "Forecasting with quantitative methods: the impact," *Applied Economics*, 2009.
- [65] F. J. Trivez, "Level Shifts, Temporary Changes and Forecasting," *Journal of Forecasting*, 1995.
- [66] E. Gardner, "Exponential smoothing: The state of the art," *Journal of Forecasting* , 1985.
- [67] M. Hibon and S. Makridakis, "The M3-Competition: Results, conclusions and implications," *International Journal of Forecasting*, 2000.
- [68] S. Makridakis, A. Andersen, R. Carbone, R. Fildes, M. Hibon, R. Lewandowski, J. Newton, E. Parzen and R. Winkler, "The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition," *Journal of Forecasting*, 1982.
- [69] E. Kyriakides and M. Polycarpou, "Short Term Electric Load Forecasting: A Tutorial," *Trends in Neural Computation* , pp. 391-418, 2007.
- [70] L. Tang and J. Sun, "Predict the sales of New-energy Vehicle using linear regression," ResearchGate, 2019.
- [71] V. Assimakopoulos and K. Nikolopoulos, "The theta model: A decomposition approach to forecasting," *International Journal of Forecasting*, 2000.
- [72] E. Stellwagen and L. Tashman, "ARIMA: The Models of Box and Jenkins," Research Gate, 2013.
- [73] G. Box and G. Jenkins , "Time series analysis; forecasting and control," San Francisco : Holden-Day, 1970.
- [74] M. H. Amini, A. Kargarian and O. Karabasoglu, "ARIMA-based decoupled time series forecasting of electric vehicle charging demand for stochastic power system operation," *Elsevier*, 2016.

- [75] J. Zhu, Z. Yang, Y. Guy, J. Zhang and H. Yang, "Short-Term Load Forecasting for Electric Vehicle Charging Stations Base on Deep Learning Approaches," *Applied Sciences*, 2019.
- [76] A. B. Koehler and R. J. Hyndman, "Another look at measures of forecast accuracy," *International Journal of Forecasting*, 2006.
- [77] C. Chatfield, "Apples, oranges and mean square error," *International Journal of Forecasting*, 1988.
- [78] J. S. Armstrong and F. Collopy, "Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons," *International Journal of Forecasting*, 1992.
- [79] "Human in a Machine World," 2016. [Online]. Available: <https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d>.
- [80] R. Lawton and P. Goodwin, "On the asymmetry of the symmetric MAPE," *International Journal of Forecasting*, 1999.
- [81] E. S. Gardner, "Evaluating Forecast Performance in an Inventory Control System," *Management Science*, 1990.
- [82] F. Collopy and J. S. Armstrong, "Error Measures For Generalizing About Forecasting Methods: Empirical Comparisons," *International Journal of Forecasting*, 1992.
- [83] E. Mahmoud, "Accuracy in Forecasting : a Survey," *Journal in Forecasting*, 1984.
- [84] A. I. Dounis, "Artificial intelligence for energy conservation in buildings," *earthscan*, 2010.
- [85] P. Jackson, Introduction To Expert Systems (3 ed.), Unites States: Addison-Wesley Longman Publishing Co, 1998.
- [86] IEEE, "IEEE Computational Intelligence Society," [Online]. Available: <https://cis.ieee.org/about/what-is-ci>.
- [87] G. Zhang, Neural Networks in Business, Idea Group Publishing, 2004.
- [88] D. Panahi, S. Deilami and M. A. Masoum, "Forecasting Plug-In Electric Vehicles Load Profile Using Artificial Neural Networks," *Research Gate*, 2015.
- [89] J. Zhu, Z. Yang, M. Mourshed, Y. Guo , Y. Zhou, Y. Chang, Y. Wei and S. Feng, "Electric Vehicle Charging Load Forecasting: A Comparative Study of Deep Learning Approaches," *Energies*, 2019.
- [90] N. Kohzadi, M. S. Boyd, L. Kaastra, B. S. Kermanshahi and D. Scuse , "Neural Networks for Forecasting: An Introduction," *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 1995.

- [91] V. Novak, I. Perfilieva and J. Mosckor, *MATHEMATICAL PRINCIPLES OF FUZZY*, Springer-Science+Business Media, 1999.
- [92] L. Wang and J. Tan, "Stochastic modeling of load demand of plug-in hybrid electric vehicles using fuzzy logic," *IEEE*, 2014.
- [93] A. Al-anbuky, S. Bataineh and S. Al-Aqtash, "Power demand prediction using fuzzy logic," *Control Engineering Practice*, 1995.
- [94] H. Kobayashi and H. Mori, "Optimal fuzzy inference for short-term load forecasting," *IEEE Transactions on Power Systems*, 1996.
- [95] N. J. Smelser and P. B. Baltes, *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, Elsevier Ltd, 2001.
- [96] S. Sen, *Bio-Inspired Computation in Telecommunications*, Elsevier Inc, 2015.
- [97] F. Corea, *Artificial Intelligence and Exponential Technologies : Businnes Models Evolution and New Investment Opportunites*, Springer, 2017.
- [98] E. Hunt, J. Martin and P. Stone, *Experiments in induction*, New York: Academic Press, 1966.
- [99] N. Nilsson, *Learning machines*, New York: McGraw-Hill, 1965.
- [100] F. Rosenblatt, *Principles of neurodynamics*, Washington: DC:Spartan Books, 1962.
- [101] I. Kononenko, "Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective," *Elsevier*, 2001.
- [102] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, McGraw-Hill Education, 1997.
- [103] "Types of Machine Learning Algorithms You Should Know," 15 June 2017. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/types-of-machine-learning-algorithms-you-should-know-953a08248861>.
- [104] "expert.ai," 6 May 2020. [Online]. Available: <https://www.expert.ai/blog/machine-learning-definition/>.
- [105] A. Dey, "Machine Learning Algorithms: A Review," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2016.
- [106] S. Ray, "A Quick Review of Machine Learning Algorithms," *International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing*, 2019.

- [107] A. Dey, "Machine Learning Algorithms: A Review,") *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2016.
- [108] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen and C. J. Stone, *Classification and regression trees*, Chapman and Hall/CRC, 1984.
- [109] W.-Y. Loh, "Classification and regression trees," *WIRES DATA MINING AND KNOWLEDGE DISCOVERY*, 2011.
- [110] V. Vapnik and A. Lerner, "Pattern Recognition Using Generalized Portrait Method. Automation and Remote Control," pp. 774-780, 1963.
- [111] B. E. Boser, I. M. Guyon and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 1992.
- [112] C.-W. Hsu, C.-C. Chang and C.-J. Lin, "A Practical Guide to Support Vector Classification," *ResearchGate*, 2003.
- [113] V. Kumar, M. Steinbach and P.-n. Tan, ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΕΞΟΡΥΞΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ, ΑΘΗΝΑ: ΤΖΙΟΛΑ, 2017.
- [114] S. Gunn, *Support Vector Machines for Classification and Regression*, ISIS Technical Report, 1998.
- [115] J. Pereira, R. Salgado, T. Ohishi and R. Ballini, Short-Term Load Forecasting Using Support Vector, Venezuela: IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2006.
- [116] Q. Sun, J. Liu, X. Rong, M. Zhang, X. Song, Z. Bie and Z. Ni, Charging load forecasting of electric vehicle charging station based on support vector regression, China: IEEE, 2016.
- [117] "EV LOADER," [Online].
- [118] Y. Gavrilova and O. Bolgurtseva, "What Is Data Preprocessing in ML?," *Serokell*, 2020.
- [119] "About us," [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/about.html>.
- [120] "Choosing the right estimator," [Online]. Available: https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/index.html.
- [121] Michelle Heath, "Should You Use Rolling Forecasts? Weighing the Pros & Cons," [Online]. Available: <https://www.us-analytics.com/hyperionblog/should-you-use-rolling-forecasts-weighing-the-pros-and-cons>.
- [122] M. Hu, W. Li, K. Yan, Z. Ji and H. Hu, "Modern Machine Learning Techniques for Univariate Tunnel

- Settlement Forecasting: A Comparative Study," *Mathematical Problems in Engineering*, 2019.
- [123] J. VanderPlas, Python Data Science Handbook, O'Reilly Media, Inc, 2016.
- [124] A. J. Smola and B. Schölkopf, Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning), London, England: The MIT Press , 1998.
- [125] N. S. Aslam, Online support vector regression for network travel time prediction, ResearchGate, 2013.
- [126] D. Berrar, "Cross-validation," *Statistics surveys*, 2019.
- [127] C. Sammut and G. I. Webb, Encyclopedia of Machine Learning, Springer, 2010.
- [128] S. L. Nimmagadda and H. Dreher, "Data warehousing and mining technologies for adaptability in turbulent resources business environments," *International Journal of Business Intelligence and Data Mining* , pp. 113-153, 2011.
- [129] R. Salehzadeh, R. A. Tabaeian and F. Esteki, "Exploring the consequences of judgmental and quantitative forecasting on firms' competitive performance in supply chains," *Emerald Insight*, 2020.
- [130] P. J. Brockwell and R. A. Davis, Time Series: Theory and Methods, USA: Springer.
- [131] P. J. Brockwell and R. A. Davis , Introduction to Time Series and Forecasting, Springer, 2002.
- [132] B. Abraham and J. Ledolter, Statistical Methods for Forecasting, New Jersey: Canada, 2005.
- [133] S. Makridakis, M. Hibon and C. Moser , "Accuracy of Forecasting : An Empirical Investigation," *Journal of the Royal Statistical Society* , 1979.
- [134] A.-O. Ali Saadon, T. H. Tengku Juhana , R. Nur Azzammudin, K. R. Agileswari, B. M. Marayati, F. Mohammad and H. Mahammad A. , "Review on Scheduling, Clustering, and Forecasting Strategies for Controlling Electric Vehicle Charging: Challenges and Recommendations," IEEE, 2019.
- [135] D. O. HEBB, The Organization of Behavior, JOHN WILEY AND SONS, 1949.

