



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Κλιμακούμενος αλγόριθμος τριών σταδίων για την ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης υβριδικών οχημάτων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΦΙΛΙΠΠΟΥ Α. ΜΙΧΑΗΛ

Επιβλέπων: Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής

Αθήνα, Φεβρουάριος 2022



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Κλιμακούμενος αλγόριθμος τριών σταδίων για την ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης υβριδικών οχημάτων

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΦΙΛΙΠΠΟΥ Α. ΜΙΧΑΗΛ

Επιβλέπων: Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 25 Φεβρουάριου 2022.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Εμμανουήλ Βαρβαρίγος
Καθηγητής

.....
Θεοδώρα Βαρβαρίγου
Καθηγήτρια

.....
Ηρακλής Αβραμόπουλος
Καθηγητής

Αθήνα, Φεβρουάριος 2022



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ, ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Copyright © - All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.
Φιλίππου Α. Μιχαήλ , 2022.

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.

Το περιεχόμενο αυτής της εργασίας δεν απηχεί απαραίτητα τις απόψεις του Τμήματος, του Επιβλέποντα, ή της επιτροπής που την ενέκρινε.

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπογράφως ότι είμαι αποκλειστικός συγγραφέας της παρούσας Πτυχιακής Εργασίας, για την ολοκλήρωση της οποίας κάθε βοήθεια είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στην εργασία αυτή. Έχω αναφέρει πλήρως και με σαφείς αναφορές, όλες τις πηγές χρήσης δεδομένων, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών, είτε κατά κυριολεξία είτε βάσει επιστημονικής παράφρασης. Αναλαμβάνω την προσωπική και ατομική ευθύνη ότι σε περίπτωση αποτυχίας στην υλοποίηση των ανωτέρω δηλωθέντων στοιχείων, είμαι υπόλογος έναντι λογοκλοπής, γεγονός που σημαίνει αποτυχία στην Πτυχιακή μου Εργασία και κατά συνέπεια αποτυχία απόκτησης του Τίτλου Σπουδών, πέραν των λοιπών συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων. Δηλώνω, συνεπώς, ότι αυτή η Πτυχιακή Εργασία προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα προσωπικά και αποκλειστικά και ότι, αναλαμβάνω πλήρως όλες τις συνέπειες του νόμου στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

(Υπογραφή)

.....
Φιλίππου Α. Μιχαήλ

25 Φεβρουάριου 2022

Περίληψη

Smart Grid είναι ένα έξυπνο δίκτυο το οποίο περιέχει υποδομές για την εξοικονόμηση ενέργειας. Στην παρούσα εργασία θα επικεντρωθούμε στην έννοια του demand response, δηλαδή στην παραδοχή ότι οι ανάγκες του συστήματος για ενέργεια είναι όσο πιο κοντά γίνεται στην ενέργεια που ο πάροχος είναι διατεθειμένος να δώσει. Αυτή είναι και η βέλτιστη προσέγγιση διότι αποφεύγουμε να χρησιμοποιήσουμε μηχανισμούς αποθήκευσης ενέργειας που είναι δαπανηροί σε περίπτωση που έχουμε μεγαλύτερη προσφερόμενη ενέργεια από αυτή που το δίκτυο μπορεί να απορροφήσει αλλά και σε περίπτωση που η προσφερόμενη δεν επαρκεί για να καλύψει τις ανάγκες δεν επιστρατεύονται εξωτερικοί μηχανισμοί (load balancers) για να εξισορροπήσει το φορτίο. Με βάση αυτή την προσέγγιση, επιλύουμε το πρόβλημα της εξισορρόπησης από την πλευρά του καταναλωτή (demand side management στη φόρτιση υβριδικών αυτοκινήτων με την χρήση μιας μαρκοβιανής στοχαστικής διαδικασίας σε πραγματικό χρόνο. Λαμβάνοντας σαν δεδομένα τις καιρικές συνθήκες σε μία χώρα καθώς και την παραγωγή ενέργειας της, σε συνδυασμό με τα δεδομένα από τα σημεία φόρτισης μπορούμε να ελαχιστοποιήσουμε σημαντικά το κόστος φόρτισης του στόλου των υβριδικών αυτοκινήτων.

Λέξεις Κλειδιά

smart grid, grid optimatation, demand side managment, νευρωνικά δίκτυα, πρόβλεψη χρονοσειρών , μαρκοβιανες διαδικασίες

Abstract

Smart Grid is an electrical grid which includes a variety of operation for energy reduction. At this thesis we are going to focus at demand response, which is a change in the power consumption of an electric utility customer to better match the demand for power with the supply. These is the optimal strategy because are limits to what can be achieved on the supply side, because some generating units can take a long time to come up to full power, some units may be very expensive to operate, and demand can at times be greater than the capacity of all the available power plants put together. Based on these approach, we solve the demand side management problem for of Plug-in hybrid vehicles using a markov decision process, in real time. Having the amount of the producted energy of a country, weather and points of charging data we can significaly reduce the charging cost of the PHEV fleet.

Keywords

smart grid, grid optimatation, demand side managment, neural networks, timeseries forecasting , markov dicision process

Αυτή η σελίδα σκόπιμα είναι λευκή

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Εμμανουήλ Βαρβαρίγο για την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας. Επίσης ευχαριστώ ιδιαίτερα τον Γιώργο Τσαο-ύσογλου για την καθοδήγησή του και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους ανθρώπους που ήταν κοντά μου όλα αυτά τα χρόνια για την καθοδήγηση και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν απλόχερα.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2022

Φιλίππου Α. Μιχαήλ

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
1 Εισαγωγή	17
1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής	17
1.2 Οργάνωση του τόμου	18
I Θεωρητικό Μέρος	19
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	21
2.1 Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση	21
2.1.1 Πολυεπίπεδο Νευρωνικά Δίκτυα (Multilayer Perceptron - MLP)	21
2.1.2 Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Long-Short Term Memory - LSTM)	24
2.1.3 Στοιβαγμένα Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Stacked Long-Short Term Memory - SLSTM)	26
2.1.4 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Network - CNN)	27
2.1.5 Κωδικοποιητής - Αποκωδικοποιητής Encoder - Decoder	31
2.2 Έξυπνο Δίκτυο - Smart Grid	33
2.2.1 Διαχείριση Στόλου Υβριδικών Αυτοκινήτων - PHEV Fleet Optimisation	36
2.2.2 Τύποι ηλεκτρικών αυτοκινήτων	37
II Πρακτικό Μέρος	41
3 Προπαρασκευή Δεδομένων	43
3.1 Εισαγωγή	43
3.2 Περιήγηση και Καθαρισμός των δεδομένων	43
3.2.1 Καθαρισμός energy dataset	44
3.2.2 Καθαρισμός weather dataset	46
3.3 Στατιστική Ανάλυση και Απεικονίσεις	49
3.3.1 Αποσύνθεση και στασιμότητα	52
3.3.2 Αυτοσυσχέτιση, Μερική Αυτοσυσχέτιση και Διασταυρούμενη Συσχέτιση	54

3.4 Feature Engineering	56
3.4.1 Επιλογή Χαρακτηριστικών	57
4 Προβλέψεις	59
4.1 Εισαγωγή	59
4.2 LSTM	59
4.3 Stacked LSTM	61
4.4 CNN	62
4.5 CNN - LSTM	63
4.6 Time Distributed MLP	64
4.7 Encoder - Decoder	66
4.8 Αξιολόγηση	68
5 Διαχείριση Στόλου Υβριδικών Αυτοκινήτων	71
5.1 Εισαγωγή	71
5.2 Συγκέντρωση Περιορισμών	71
5.3 Επίλυση του προβλήματος	74
5.4 Έλεγχος σε πραγματικό χρόνο	75
5.5 Συμπεράσματα	75
III Επίλογος	81
6 Επίλογος	83
6.1 Συμπεράσματα	83
6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	83
Παραρτήματα	85
Βιβλιογραφία	88
Συνομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια	89
Απόδοση ξενόγλωσσων όρων	91

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Αναπαράσταση ενός νευρώνα με τρεις εισόδους	22
2.2	Γραφική αναπαράσταση της ReLU συνάρτησης	23
2.3	MLP με 6 εισόδους, 2 κρυφά επίπεδα με 4 και 3 νευρώνες αντίστοιχα για το κάθε επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου	24
2.4	Το κελί LSTM για τον υπολογισμό των C_t, H_t	26
2.5	Αρχιτεκτονική Στοιβαγμένων LSTM δικτύων	27
2.6	Δισδιάστατη αναπαράσταση της πράξης cross-correlation. Τα σκιασμένα τμήματα είναι το πρώτο στοιχείο εξόδου καθώς και τα στοιχεία του τανυστή εισόδου και του πυρήνα που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό: $0 \times 0 + 1 \times 1 + 3 \times 2 + 4 \times 3 = 19[1]$	29
2.7	Αναπαράσταση Max pooling με παράθυρο συγκέντρωσης 22. Τα σκιασμένα τμήματα είναι το πρώτο στοιχείο εξόδου αλλά και τα στοιχεία του τανυστή εισόδου που εμπεριέχονται στον υπολογισμό του παραθύρου συγκέντρωσης: $\max(0, 1, 3, 4) = 4$	30
2.8	Αναπαράσταση ενός τυπικού συνελκτικού δικτύου με Max Pooling και ένα πλήρως διασυνδεδεμένο στρώμα	31
2.9	Η αρχιτεκτονική ενός απλού Encoder-Decoder	33
2.10	Ετήσιες παγκόσμιες πωλήσεις ηλεκτρικών οχημάτων [2]	37
2.11	Αρχιτεκτονικές υβριδικών οχημάτων σε σειρά και παράλληλα	39
3.1	Απεικόνιση της Ισπανίας με τις 5 πόλεις που μελετάμε με κόκκινο αστέρι.	44
3.2	Επισκόπηση των δεδομένων	45
3.3	Διάγραμμα του Actual Total Load. Σε κόκκινο είναι τα σημεία που έχουμε τιμές που λείπουν.	45
3.4	Δεδομένα που λείπουν και duplicates στο weather dataset	46
3.5	Boxplot με τα δεδομένα της στήλης pressure	46
3.6	Boxplot με τα αναδιαμορφωμένα δεδομένα της στήλης pressure	47
3.7	Boxplot με τα αρχικά δεδομένα της στήλης wind speed	48
3.8	Boxplot με τα αναδιαμορφωμένα δεδομένα της στήλης wind speed	49
3.9	Actual Hourly Electricity Price στην διάρκεια ενός χρόνου με τον κινητό μέσο όρο.	49
3.10	Actual Hourly Electricity Price ανά μήνα για τον κάθε χρόνο και τον επόμενο του.	50
3.11	Actual Hourly Electricity Price από τις 15/06/2016 έως 29/06/2016.	50

3.12	Actual Hourly Electricity Price ποσοστιαίες διακυμάνσεις στην τιμή του ρεύματος ανά ώρα.	51
3.13	Ιστόγραμμα των τιμών Actual Hourly Electricity Price.	51
3.14	Αποσύνθεση της χρονοσειράς	52
3.15	Έλεγχος Augmented Dickey-Fuller	53
3.16	Έλεγχος Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin	53
3.17	Αυτοσυσχέτιση και Μερική Αυτοσυσχέτιση	54
3.18	Cross Correlation μεταξύ price actual και των υπολοίπων χαρακτηριστικών	55
3.19	Συσχετίσεις μεταξύ όλων των χαρακτηριστικών	56
3.20	PCA ανάλυση των δεδομένων	57
4.1	Αρχιτεκτονική LSTM	60
4.2	Μετρικές του LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές	60
4.3	Αρχιτεκτονική του Stacked LSTM	61
4.4	Μετρικές του Stacked LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές	62
4.5	Αρχιτεκτονική του CNN	62
4.6	Μετρικές του CNN σε συνάρτηση με τις εποχές	63
4.7	Αρχιτεκτονική του CNN - LSTM	63
4.8	Μετρικές του CNN - LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές	64
4.9	Αρχιτεκτονική του MLP	65
4.10	Μετρικές του MLP σε συνάρτηση με τις εποχές	66
4.11	Αρχιτεκτονική του Encoder - Decoder	67
4.12	Μετρικές των Encoder - Decoder σε συνάρτηση με τις εποχές	68
4.13	Μετρικές όλων των πειραμάτων που πραγματοποιήσαμε	68
5.1	Το χωρίο που περιέχεται ανάμεσα στα 2 διανύσματα είναι οι πιθανές τιμές ενέργειας του εκάστοτε αυτοκινήτου.	72
5.2	Η συνάρτηση της προτεραιότητας, όπως περιγράφηκε στην εξίσωση 5.7	73
5.3	Η aggregated συνάρτηση της προτεραιότητας, για όλα τα οχήματα στο grid . .	73
5.4	Η aggregated συνάρτηση της ενέργειας, για όλα τα οχήματα στο grid	73
5.5	Ιστόγραμμα του κόστους συναρτήσει των προσομοιώσεων που έγιναν.	76
5.6	Σύγκριση των προσεγγίσεων κατά την διάρκεια ενός πειράματος	77
5.7	Barplot της τιμής του ρεύματος κατά την διάρκεια των προσομοιώσεων σε ένα χρόνο	77
5.8	Barplot της τιμής του κόστους κατά την διάρκεια των προσομοιώσεων σε ένα χρόνο	78
5.9	Σύγκριση κόστους της άπληστης και της ευριστικής μεθόδου σε τυχαίες προσομοιώσεις	78
5.10	Σύγκριση χρόνου εκτέλεσης της άπληστης και της ευριστικής μεθόδου σε τυχαίες προσομοιώσεις	79

Κατάλογος Εικόνων

Κατάλογος Πινάκων

3.1	Πληθυσμός των πόλεων της Ισπανίας που μελετάμε[3]	57
-----	---	----

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Οι τεχνολογικές εξελίξεις στον τομέα της ενέργειας, οι διαχρονικές περιβαλλοντικές επιταγές, τα διεθνή και ευρωπαϊκά πλαίσια συνεργασίας αλλά και άλλες διακρατικές συμφωνίες και πρωτόκολλα, επιτάσσουν την προσαρμογή και την εναρμόνιση της ενεργειακής αγοράς και του θεσμικού της πλαισίου με τις σύγχρονες διεθνείς τάσεις και αντιλήψεις.

Στο επίκεντρο βρίσκονται οι τομείς της απελευθέρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, της αύξησης της ανταγωνιστικότητας, της επέκτασης και ενίσχυσης των εγχώριων και διακρατικών δικτύων μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας, της ανεξαρτητοποίησης και του διαχωρισμού της παραγωγής από την προμήθεια, της ελεύθερης επιλογής προμηθευτή, της αύξησης της παραγόμενης ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, της αντίστοιχης μείωσης της παραγόμενης ενέργειας από συμβατικές τεχνολογίες καύσης, της βελτίωσης της ενεργειακής αποδοτικότητας, της εξοικονόμησης της ενέργειας και της προστασίας του περιβάλλοντος.

Παράλληλα παρατηρούμε την συνεχή ανοδική αύξηση στην χρήση PHEVs σε παγκόσμια κλίμακα [4], οδηγεί στο συμπέρασμα ότι τα ηλεκτρικά και τα υβριδικά οχήματα αποκτούν όλο και μεγαλύτερες απαιτήσεις ενέργειας στο πλαίσιο ενός smart grid. Αυτό μας οδήγησε στην ανάγκη να μελετήσουμε τους μηχανισμούς που λειτουργούν σε μια έξυπνη πόλη και να βρούμε νέους τρόπους για την βέλτιστη φόρτιση τους.

1.1 Αντικείμενο της διπλωματικής

Για να έχουμε DSM για PHEVs έχουμε να αντιμετωπίσουμε 2 σημαντικές προκλήσεις, την συνεχή αύξηση των υβριδικών αυτοκινήτων στο smart grid. Για αυτόν τον λόγο θέλουμε μια κλιμακούμενη λύση η οποία θα λειτουργεί σε μικρό χρονικό διάστημα αλλά θα έχει και περιορισμένες απαιτήσεις σε χώρο. Η δεύτερη πρόκληση είναι η αβεβαιότητά και οι δυναμικές που περιέχει ένα σύστημα διαχείρισης από την πλευρά του καταναλωτή. Για παράδειγμα, το ότι τα οχήματα μπορούν να συνδέονται και να αποσυνδέονται από το grid σε οποιαδήποτε στιγμή προσθέτει μια αβεβαιότητά που πρέπει να την πάρουμε υπόψιν. Αντικείμενο αυτής της διπλωματικής είναι η ανάπτυξη μίας end-to-end εφαρμογής η οποία θα είναι πλήρως αυτοματοποιημένη και δεν θα απαιτείτε καμία αλληλεπίδραση από τον χρήστη. Λαμβάνοντας υπόψιν τα καιρικά δεδομένα των μεγάλων πόλεων καθώς και τα δεδομένα παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ανά χώρα, δημιουργούμε ένα μοντέλο με το οποίο προβλέπουμε την

τιμή του βιομηχανικού ηλεκτρικού ρεύματος σε μία χώρα για έναν συγκεκριμένο χρονικό ορίζοντα. Με βάση αυτές τις προβλέψεις και τα δεδομένα φόρτισης από τα σημεία που έχουμε δεδομένα, μπορούμε να εξάγουμε ένα βέλτιστο πλάνο φόρτισης για τον στόλο των PHEVs σε πραγματικό χρόνο. Οι συνεισφορές της παρούσας διπλωματικής στο πρόβλημα του DSM για PHEVs είναι στον αλγόριθμο 3 σταδίων του μοντέλου που προτείνεται από τη Claessens [5].

1.2 Οργάνωση του τόμου

Η εργασία αυτή είναι οργανωμένη σε επτά κεφάλαια: Στο Κεφάλαιο 2 δίνεται το θεωρητικό υπόβαθρο των βασικών τεχνολογιών που σχετίζονται με τη διπλωματική αυτή. Αρχικά περιγράφονται τα νευρωνικά δίκτυα και οι έννοιες του Smart Grid καθώς και οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν. Στο Κεφάλαιο 3 αρχικά περιγράφονται οι σχετικές με το θέμα εργασίες και στη συνέχεια δίνεται ο στόχος της συγκεκριμένης εργασίας. Στο Κεφάλαιο 4 παρουσιάζεται η ανάλυση και η προπαρασκευή των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για τα νευρωνικά δίκτυα αλλά και για το 3 Step Approach. Η προβλέψεις για την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος καθώς και μια ανάλυση των αλγορίθμων και των αποτελεσμάτων αυτών γίνετε στο Κεφάλαιο 5. Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζεται ο αλγόριθμος τριών σταδίων για την διαχείρισή του στόλου των υβριδικών Αυτοκινήτων. Τέλος στο Κεφάλαιο 7 δίνεται η συνεισφορά αυτής της διπλωματικής εργασίας, καθώς και μελλοντικές επεκτάσεις.

Μέρος I

Θεωρητικό Μέρος

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό υπόβαθρο

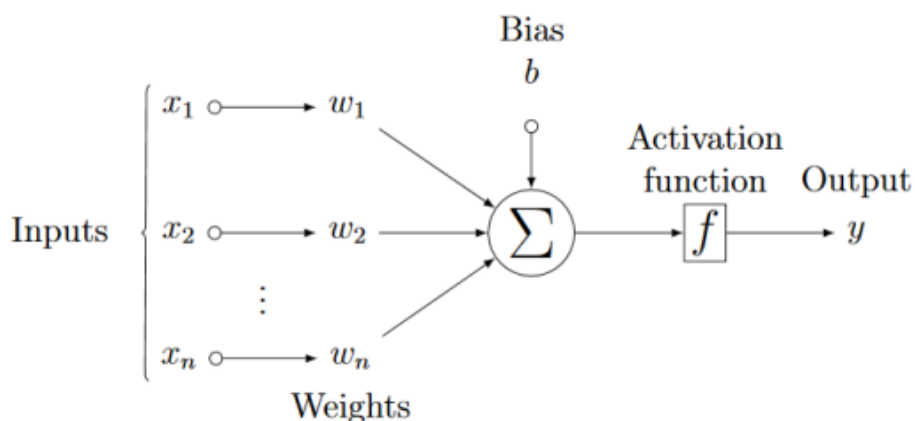
Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται αναλυτικά οι μέθοδοι που έχουν χρησιμοποιηθεί για τα 2 μέρη της εργασίας, το κομμάτι των νευρωνικών δικτύων καθώς και της διαχείρισής του στόλου των υβριδικών αυτοκινήτων.

2.1 Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) ή σε συντομία Νευρωνικά Δίκτυα είναι από τα κύρια εργαλεία στη μηχανική μάθηση. Είναι προγράμματα σε ηλεκτρονικό υπολογιστή, που βασίζονται στο πρότυπο του ανθρώπινου εγκεφάλου. εν περιέχουν όλες τις λεπτομέρειες της δομής και λειτουργίας του εγκεφάλου, τα οποία εξ άλλου δεν είναι γνωστά ακόμα και σήμερα. Χρησιμοποιούν μόνο την κεντρική ιδέα της λογικής λειτουργίας του, ξεκινώντας από μία συλλογή μονάδων, που είναι αντίστοιχες προς τους νευρώνες, και προσπαθούν να επιτελέσουν τις ανάλογες διεργασίες. Τελικά όμως τα βιολογικά και τα τεχνητά δίκτυα διαφέρουν πάρα πολύ ως προς την αρχιτεκτονική και τις ιδιότητες τους. Αναπτύχθηκαν τα τελευταία χρόνια και έχουν πετύχει αρκετά εντυπωσιακά αποτελέσματα, αλλά έχει φανεί επίσης ότι έχουν και αρκετούς περιορισμούς. Οι περιορισμοί δημιουργούνται συχνά όταν το μέγεθος και η πολυπλοκότητα του συστήματος αυξάνουν. Είναι ιδιαίτερα ικανά σε συνδυαστικά προβλήματα και σε ταξινομήσεις. Αντίθετα, δεν είναι ικανά σε προβλήματα λογικής και σε ακριβείς υπολογισμούς. Υπάρχουν πάρα πολλά μοντέλα δικτύων με διαφορετική φιλοσοφία και τρόπο λειτουργίας, και πολλές και διάφορες εφαρμογές. [6]

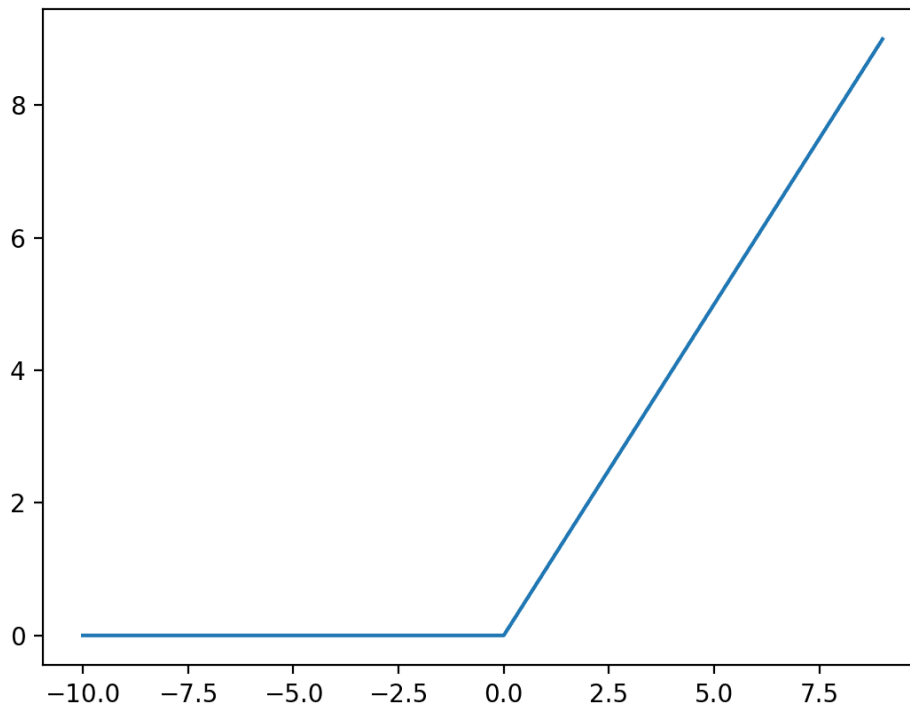
2.1.1 Πολυεπίπεδο Νευρωνικά Δίκτυα (Multilayer Perceptron - MLP)

Η βασική μονάδα υπολογισμού σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ο νευρώνας (Neuron) , συχνά ονομαζόμενος και ως κόμβος. Λαμβάνει εισόδους από άλλους κόμβους ή από μια εξωτερική πηγή και υπολογίζει μια έξοδο. Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος (Weight) και υπολογίζεται το ολικό άθροισμα των γινομένων. Ο κόμβος εφαρμόζει μια συνάρτηση ενεργοποίησης σε αυτό το άθροισμα και υπολογίζεται η έξοδος του νευρώνα. Παρακάτω φαίνεται η αναπαράσταση ενός νευρώνα με τρεις εισόδους καθώς και η εξίσωση της εξόδου.



Σχήμα 2.1: Αναπαράσταση ενός νευρώνα με τρεις εισόδους

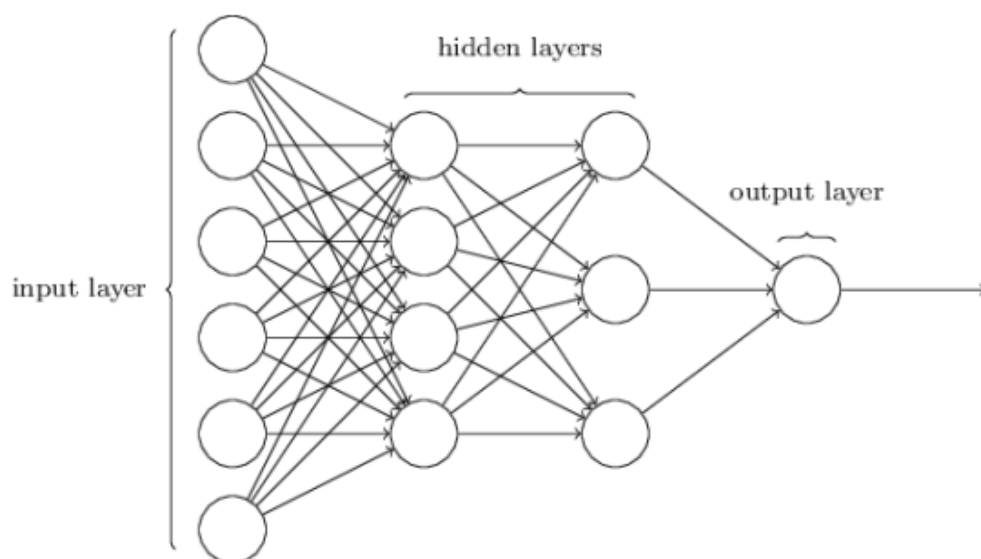
Το παραπάνω δίκτυο παίρνει ως εισόδους τα X_1, X_2 έως X_n που έχουν για βάρη τα W_1, W_2 έως W_n αντίστοιχα. Επιπλέον υπάρχει ακόμα μια είσοδος 1 με βάρος b η οποία ονομάζεται πόλωση (bias). Η συνάρτηση f είναι μη γραμμική και ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function). Ο σκοπός της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να εισάγει μη γραμμικότητα στην έξοδο ενός νευρώνα. Αυτό είναι σημαντικό καθώς σχεδόν όλα τα πραγματικά δεδομένα είναι μη γραμμικά. Παραδείγματα τέτοιων συναρτήσεων είναι η σιγμοειδής συνάρτηση, η υπερβολική εφαπτομένη και η ReLU (Rectified Linear Unit) την οποία και θα χρησιμοποιήσουμε στις εφαρμογές αυτής τη εργασίας. Η ReLU αποδίδει συχνά καλύτερα από άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης για κρυφά επίπεδα. Ο βασικός λόγος της αυξημένης απόδοσης οφείλεται στο γεγονός ότι η ReLU είναι μια γραμμική συνάρτηση μη κορεσμού. Ο κορεσμός είναι το μεγαλύτερο πρόβλημα των δυο προηγούμενων σιγμοειδών συναρτήσεων. Σε αντίθεση λοιπόν με την logistic ή tanh, η ReLU δεν κορέζεται στο -1 , 0 ή 1 . Οι πιο πρόσφατες έρευνες αναφέρουν ότι τα κρυμμένα επίπεδα των Νευρωνικών Δικτύων πρέπει να χρησιμοποιούν την ενεργοποίηση του ReLU.



Σχήμα 2.2: Γραφική αναπαράσταση της ReLU συνάρτησης

$$Relu(x) = \max(0, x), x > 0 \quad (2.1)$$

Η βασικότερη μορφή ενός νευρωνικού δικτύου είναι τα Πολυεπίπεδα Perceptrons (Multilayer Perceptrons - MLP). Οι νευρώνες στα MLP είναι οργανωμένοι σε επίπεδα (layers) και δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου. Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή των δεδομένων. Τα στοιχεία αυτού του επιπέδου δεν αποτελούν νευρώνες καθώς δεν εκτελούν κάποιον υπολογισμό. Ακολουθούν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα (hidden layers) και τέλος υπάρχει το επίπεδο εξόδου (output layer). Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ένα παράδειγμα ενός MLP με 6 εισόδους, 2 κρυφά επίπεδα με 4 και 3 νευρώνες αντίστοιχα για το κάθε επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.



Σχήμα 2.3: MLP με 6 εισόδους, 2 κρυφά επίπεδα με 4 και 3 νευρώνες αντίστοιχα για το κάθε επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου

Ένα MLP νευρωνικό δίκτυο έχει τις εξής ιδιότητες και χαρακτηριστικά :

- Feedforward αποκλειστικά, καμία ανάδραση.
- Πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα, δηλαδή κάθε νευρώνας ενός επιπέδου συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επομένου. Οι νευρώνες του ίδιου επιπέδου δε συνδέονται μεταξύ τους.
- Μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function).
- Ένα Multilayer Perceptron δίκτυο, είναι σε θέση να υλοποιήσει γραμμικές και μη-γραμμικές συναρτήσεις.
- Σύμφωνα με το [7], τα Multilayer Feedforward Networks μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνάρτηση με οσοδήποτε ακρίβεια.
- Εκπαίδευση με back-propagation.

2.1.2 Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Long-Short Term Memory - LSTM)

Η πρόκληση για την αντιμετώπιση της μακροπρόθεσμης διατήρησης πληροφοριών αλλά και η ανάγκη για απαλλαγή από το πρόβλημα της εκλιπούσα παραγωγού υπήρχε για πολύ καιρό, ενώ όπως προαναφέρθηκε, λύση για πρώτη φορά σε αυτό το θέμα δόθηκε το 1997 με τη δημιουργία του επαναληπτικού νευρωνικού δικτύου μακράς βραχυπρόθεσμης μνήμης - LSTM. Το LSTM εισάγει ένα νέο είδος κελιού/κατάστασης που ονομάζεται κελί μνήμης (memory cell), που σχεδιάστηκε για την καταγραφή πρόσθετων πληροφοριών, και ομοιάζει αρκετά με την γνωστή μας κρυφή κατάσταση. Για να ελέγξουμε το κελί μνήμης χρειαζόμαστε κάποιες πύλες. Απαιτείται μία πύλη, για να διαβάσει τις καταχωρήσεις από το

κελί μνήμης, την οποία θα αναφέρουμε και ως Πύλη Εξόδου (Output Gate). Ακόμη, μια δεύτερη πύλη χρειάζεται για να αποφασίσουμε πότε να διαβάσουμε δεδομένα από το κελί μνήμης, το όνομα της οποίας είναι Πύλη Εισόδου (Input Gate). Τέλος, χρειαζόμαστε ένα μηχανισμό για επαναφορά του περιεχομένου του κελιού μνήμης. Τη δουλειά αυτή αναλαμβάνει η λεγόμενη Πύλη Λήθης (Forget Gate). Τα δεδομένα που εισάγονται στις πύλες του LSTM είναι η συνένωση της εισόδου στο τρέχον χρονικό βήμα με την κρυφή κατάσταση της προηγούμενης χρονικής στιγμής. Εκεί, τα δεδομένα επεξεργάζονται από 3 πλήρως διασυνδεδεμένα στρώματα με συνάρτηση ενεργοποίησης τη ReLU συνάρτηση. Η έξοδος αυτών των στρωμάτων είναι οι 3 πύλες που μόλις αναφέραμε. Αποτέλεσμα της χρήσης της σιγμοειδούς είναι οι τιμές των πυλών να είναι εντός του διαστήματος (0, 1).

Μαθηματικώς, ας υποθέσουμε ότι έχουμε h σε αριθμό κρυφούς νευρώνες, το μέγεθος του batch size είναι n και ο αριθμός των εισόδων είναι d . Έτσι, η είσοδος θα είναι $X_t \in \mathcal{R}^{n \times d}$ και η κρυφή κατάσταση του προηγούμενου χρονικού βήματος θα είναι $H_{t-1} \in \mathcal{R}^{n \times d}$. Αντίστοιχα, οι 3 πύλες στο χρονικό βήμα t ορίζονται ως εξής: η πύλη εισόδου ως $I_t \in \mathcal{R}^{n \times d}$, η πύλη λήθης ως $F_t \in \mathcal{R}^{n \times d}$ και η πύλη εξόδου ως $O_t \in \mathcal{R}^{n \times d}$. Υπολογίζονται δε, ως:

$$I_t = \sigma(X_t W_{xi} + H_{t-1} W_{hi} + b_i) \quad (2.2)$$

$$F_t = \sigma(X_t W_{xf} + H_{t-1} W_{hf} + b_f) \quad (2.3)$$

$$O_t = \sigma(X_t W_{xo} + H_{t-1} W_{ho} + b_o) \quad (2.4)$$

όπου $W_{xi}, W_{xo}, W_{xf} \in \mathcal{R}^{n \times d}$ και $W_{hi}, W_{ho}, W_{hf} \in \mathcal{R}^{h \times h}$ είναι παράμετροι βαρών σε μητρική μορφή και $b_i, b_f, b_o \in \mathcal{R}^{1 \times h}$ είναι παράμετροι bias επίσης σε μητρική μορφή.

Η αρχιτεκτονική του LSTM διαθέτει μία ενδιάμεση κατάσταση προκειμένου να ελέγξει το πώς και κατά πόσο θα ανανεώσει το κελί μνήμης. Αυτή η κατάσταση ονομάζεται υποψήφιο κελί μνήμης. Ονομάζεται δε, υποψήφιο καθώς ακόμα δεν έχει ολοκληρωθεί η ροή της πληροφορίας μέσα στο κελί LSTM δεδομένου ότι δεν έχουμε ανάφερει όλες τις λειτουργίες των πυλών. Ο υπολογισμός για αυτό το κελί είναι παρόμοιος, με αυτόν των τριών πυλών που αναφέρθηκαν παραπάνω, αλλά εδώ χρησιμοποιούμε τη συνάρτηση \tanh με εύρος τιμών το (1, -1) ως συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτό μας οδηγεί στην ακόλουθη εξίσωση για το χρονικό βήμα t :

$$C_t = \tanh(X_t W_{xc} + H_{t-1} W_{hc} + b_c) \quad (2.5)$$

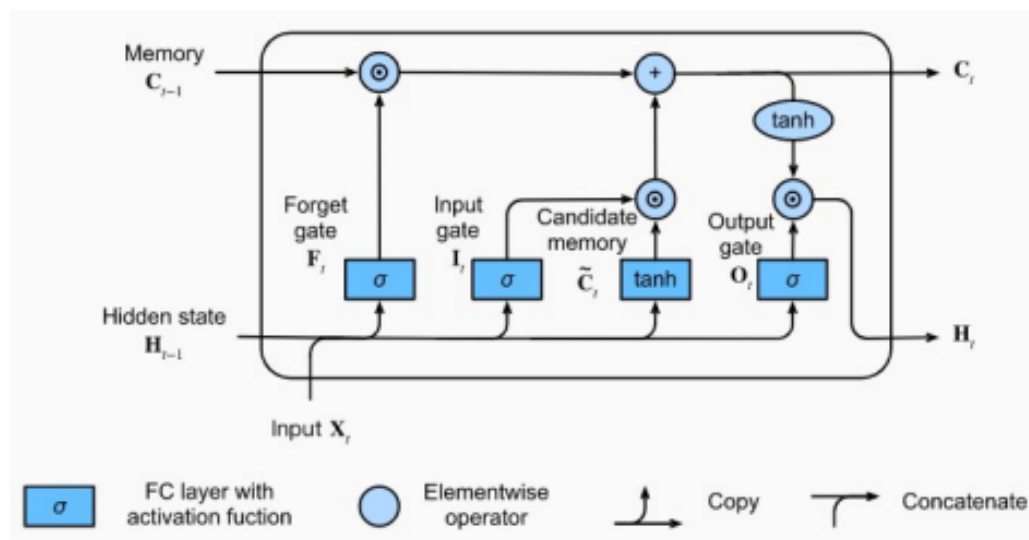
Στο LSTM δίκτυο έχουμε δύο αποκλειστικές πύλες για τον μηχανισμό που διέπει την είσοδο και πόση πληροφορία παραλείπουμε στην συνέχεια. Η πύλη εισόδου I_t είναι αυτή που καθορίζει το πόσο λαμβάνουμε υπόψη μας τα νέα δεδομένα μέσω του υποψήφιου κελιού C_t , ενώ η πύλη λήθης F_t διευθετεί την ποσότητα που θα διατηρήσουμε από το παλιό κελί μνήμης (της προηγούμενης χρονικής στιγμής) C_{t-1} . Χρησιμοποιώντας τον ίδιο πολλαπλασιασμό (στοιχείο προς στοιχείο) όπως πριν, φτάνουμε στην ακόλουθη εξίσωση ενημέρωσης του κελιού μνήμης:

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot C_t \quad (2.6)$$

Εάν η πύλη λήθης είναι κοντά στο 1 και η πύλη εισόδου είναι κοντά στο 0, το προηγούμενο κελί μνήμης C_{t-1} θα αποθηκευτεί και θα περάσει αυτό στο τρέχον βήμα χρόνου t . Καθ' όλη τη διάρκεια της ανάλυσης μας για την αρχιτεκτονική του κελιού LSTM δεν αναφερθήκαμε σχεδόν καθόλου στο βασικό θεμέλιο των επαναληπτικών νευρωνικών δικτύων, την κρυφή κατάσταση (Hidden State). Την ορίζουμε και εδώ ως $H_t \in \mathcal{R}^{n \times h}$ και αποτελεί το τελευταίο στοιχείο που θα ανανεωθεί κατά τη διάρκεια του τρέχοντος βήματος. Για τον υπολογισμό της συμβάλλει τόσο το μόλις ανανεωμένο κελί μνήμης, το οποίο όμως εισάγουμε από την συνάρτηση \tanh , όσο και η πύλη εξόδου O_t . Αυτό διασφαλίζει ότι οι τιμές της H_t είναι πάντα στο διάστημα (1, 1). Συνεπώς, καταλήγουμε στην ακόλουθη εξίσωση (που όπως φαίνεται κάνουμε και πάλι χρήση του πολλαπλασιασμού στοιχείο προς στοιχείο):

$$H_t = O_t \odot \tanh(C_t) \tag{2.7}$$

Οποτεδήποτε η πύλη εξόδου πλησιάζει την τιμή 1, μεταδίδουμε αποτελεσματικά όλες τις πληροφορίες από τα νεοεισαχθέντα δεδομένα εισόδου στο επόμενο χρονικό βήμα, ενώ για τιμές της πύλης εξόδου κοντά στο 0 διατηρούμε όλες τις πληροφορίες που έχουμε μέσα στο κελί μνήμης και δεν πραγματοποιούμε περαιτέρω επεξεργασία. Ο σχεδιασμός αυτός λοιπόν, που περιγράφεται από τις παραπάνω εξισώσεις, προτάθηκε για την αντιμετώπιση του προβλήματος της εξαφανιζόμενης παραγωγού αλλά και για την καλύτερη καταγραφή εξαρτήσεων μεγάλης εμβέλειας εντός των ακολουθιών. Τέλος, μία αντιπροσωπευτική εικόνα για τη δομή του LSTM παρουσιάζουμε στην παρακάτω εικόνα στην οποία η έξοδος είναι τόσο η νέα κρυφή κατάσταση H_t όσο και το νέο κελί μνήμης C_t .

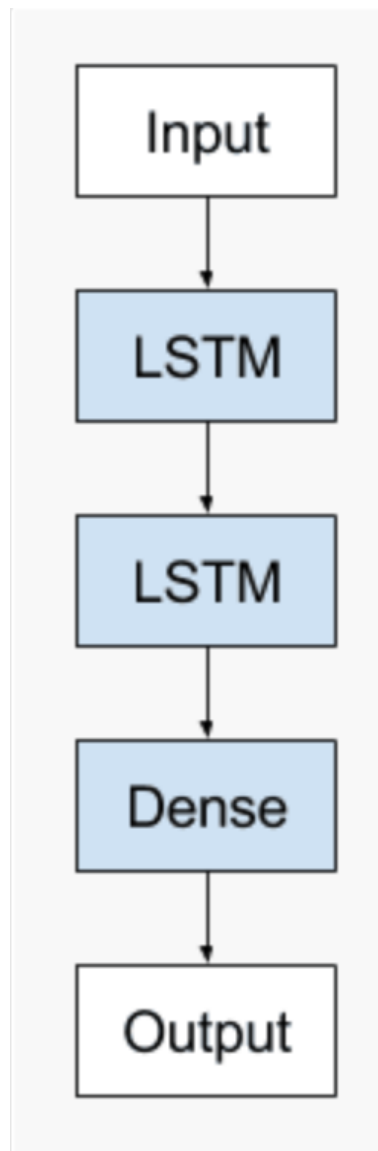


Σχήμα 2.4: Το κελί LSTM για τον υπολογισμό των C_t, H_t

2.1.3 Στοιβαγμένα Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης (Stacked Long-Short Term Memory - SLSTM)

Στην προηγούμενη ενότητα ορίσαμε επακριβώς τα δίκτυα LSTM. Σε αυτήν θα αναλύσουμε μια προέκταση των LSTM δικτύων, τα Στοιβαγμένα Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης

Μνήμης, τα οποία έχουν κρυφά επίπεδα LSTM όπου κάθε επίπεδο περιέχει πολλαπλά κελιά μνήμης (memory cell). Δεδομένου ότι τα LSTM λειτουργούν σε ακολουθιακά δεδομένα όπως στην δική μας περίπτωση χρονοσειρές, αποδείχτηκε από τον Graves [8] ότι το βάθος του δικτύου είναι πιο σημαντικό από τον αριθμό των κελιών σε ένα δεδομένο επίπεδο (layer). Με άλλα λόγια δεν χρειάζεται να επαυξάνουμε το δίκτυό μας με πολλαπλούς κόμβους αλλά να φιλτράρουμε τα δεδομένα μας από δύο ή περισσότερα στοιβαγμένα δίκτυα. Η εικόνα μας δείχνει ακριβώς την υλοποίησή μας και το πόρισμα του Graves.



Σχήμα 2.5: Αρχιτεκτονική Στοιβαγμένων LSTM δικτύων

2.1.4 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Network - CNN)

Τα συνελκτικά δίκτυα, σε αντίθεση με τα επαναληπτικά, είναι ιδιαίτερα δυνατά στο να συγκρατούν χωρική πληροφορία, εξάγοντας τα σημαντικά χαρακτηριστικά από το σύνολο των δεδομένων που αναλύουν. Αυτά τα δίκτυα έχουν αποδειχθεί χρήσιμα και κατάλληλα στην ταξινόμηση και ανάλυση εικόνων, στην αναγνώριση προτύπων και βίντεο, στην κατασκευή

συστήματος συστάσεων και σε πολλούς άλλους τομείς [9]. Η συνέλιξη στα μαθηματικά μεταξύ 2 συναρτήσεων $f, g : \mathcal{R}^d \rightarrow \mathcal{R}$ ορίζεται ως:

$$(f * g)(x) = \int f(z)g(x - z)dz \quad (2.8)$$

ενώ για τον διακριτό χρόνο ορίζεται ως:

$$(f * g)(x) = \sum_a f(a)g(i - a) \quad (2.9)$$

Τέλος, αν το πρόβλημά μας είναι διδιάστατο, έχουμε ένα άθροισμα με δείκτες (a, b) για f και αντίστοιχο με δείκτες (i, j) για g . Η συνέλιξη ορίζεται ως:

$$(f * g)(i, j) = \sum_a \sum_b f(a, b)g(i - a, j - b) \quad (2.10)$$

Ας θεωρήσουμε λοιπόν σε αυτό το σημείο, ότι έχουμε διδιάστατα δεδομένα (εικόνες) για τις οποίες συμβολίζουμε, το κάθε pixel στη θέση (i, j) , με $[X]_{i, j}$ για την εικόνα εισόδου και με $[H]_{i, j}$ και την αντίστοιχη αναπαράστασή της στο κρυφό επίπεδο. Αναπαράγοντας τον παραπάνω τύπο μπορούμε να δούμε πως μεταβάλλονται τα δεδομένα μας στο κρυφό επίπεδο ύστερα από το συνελκτικό στρώμα. Έτσι, στη θέση της συνάρτησης g έχουμε το pixel εισόδου και στη θέση της f τα αντίστοιχα βάρη κάθε pixel, που όμως θεωρούμε, ότι είναι ανεξάρτητα από τη θέση (i, j) του pixel, δηλαδή $[W]_{i, j}, a, b = [W]_{a, b}$. Συνεπώς, παίρνουμε:

$$[H]_{ij} = u + \sum_a \sum_b [W]_{a, b} [X]_{i+a, j+b} \quad (2.11)$$

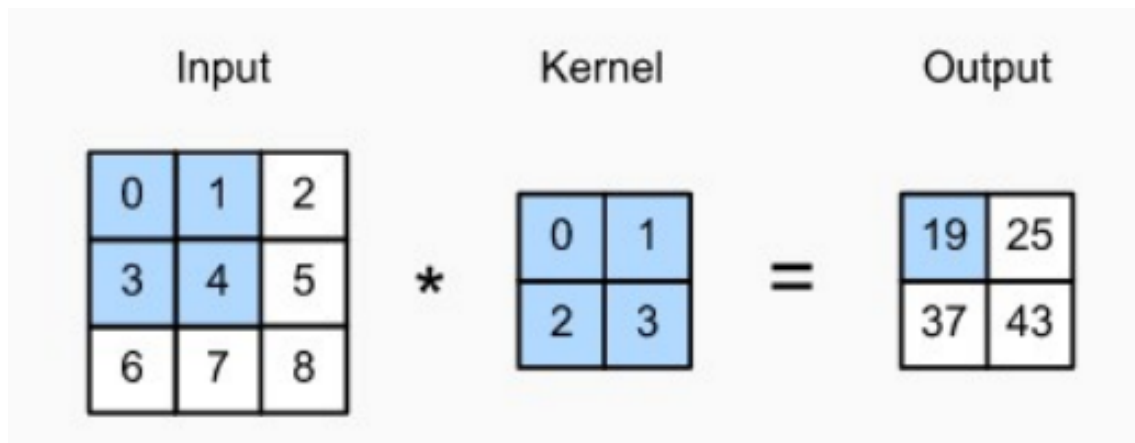
όπου u μια σταθερή (bias) τιμή. Με αυτό τον τρόπο ρυθμίζουμε αποτελεσματικά τα pixels $(i + a, j + b)$ στην περιοχή του (i, j) πολλαπλασιάζοντας τα με τους συντελεστές $[W]_{a, b}$ προκειμένου να λάβουμε την έξοδο $[H]_{ij}$. Παρακινούμενοι ωστόσο, από το γεγονός ότι αυτού τους είδους δίκτυα πρέπει να διαθέτουν τοπικότητα, θεωρούμε ότι, δεν θα πρέπει να φύγουμε μακριά από την περιοχή (i, j) , προκειμένου να συλλέξουμε τις σχετικές πληροφορίες που θα τις τροφοδοτήσουμε στο κρυφό επίπεδο $[H]_{ij}$. Αυτό σημαίνει ότι εκτός κάποιου εύρους, $|a| > \Delta$ ή $|b| > \Delta$, θέτουμε $[W]_{a, b} = 0$. Ισοδύναμα, μπορούμε να ξαναγράψουμε την εξίσωση 2.11 ως:

$$[H]_{ij} = u + \sum_{a=-\Delta}^{\Delta} \sum_{b=-\Delta}^{\Delta} [W]_{a, b} [X]_{i+a, j+b} \quad (2.12)$$

Η εξίσωση αποτελεί ένα συνελκτικό στρώμα (convolutional layer). Τα δίκτυα που χρησιμοποιούν τέτοια στρώματα ονομάζονται συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα. Στους όρους της μηχανικής μάθησης, το W αναφέρεται ως πυρήνας συνέλιξης ή φίλτρο ή απλά βάρη του επιπέδου και είναι συχνά παράμετροι εκπαίδευσης. Όταν η τοπική περιοχή είναι μικρή, η διαφορά σε σύγκριση με ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο μπορεί να είναι δραματική. Ενώ ένα πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο θα χρειαζόταν εκατομμύρια παραμέτρους για να επεξεργαστεί ένα μόνο επίπεδο, σε ένα δίκτυο επεξεργασίας εικόνων χρειαζόμαστε τυπικά μερικές εκατοντάδες, χωρίς να αλλάξουμε τη διαστατικότητα των εισόδων ή των κρυφών αναπαράσεων. Το αντίτιμο που καταβάλλεται για αυτήν τη δραστική μείωση των παραμέτρων είναι,

ότι πλέον τα χαρακτηριστικά είναι αμετάβλητα στη μετακίνηση της εικόνας (translation invariant) και ότι το συνελκτικό επίπεδο μπορεί να ενσωματώσει μόνο τοπικές πληροφορίες όταν καθορίζει την έξοδο $[H]_{i,j}$.

Ας δούμε στο σημείο αυτό, πως πραγματοποιείται η συνέλιξη για διδιάστατα δεδομένα (αγνοώντας τα κανάλια) και πως αποτυπώνονται αυτά στην κρυφή κατάσταση. Στην εικόνα παρουσιάζουμε μία εικόνα εισόδου που είναι ένας διδιάστατος τανυστής 3×3 , καθώς και τον πυρήνα της συνέλιξης (ή παράθυρο συνέλιξης) που είναι επίσης διδιάστατος τανυστής 2×2 .



Σχήμα 2.6: Δισδιάστατη αναπαράσταση της πράξης cross-correlation. Τα σκιασμένα τμήματα είναι το πρώτο στοιχείο εξόδου καθώς και τα στοιχεία του τανυστή εισόδου και του πυρήνα που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό: $0 \times 0 + 1 \times 1 + 3 \times 2 + 4 \times 3 = 19$ [1]

Η αναπαράσταση της πράξης της αλληλοσυσχέτισης (cross-correlation) σε 2 διαστάσεις, γίνεται 'σέρνοντας' το παράθυρο συνέλιξης που βρίσκεται στην επάνω αριστερή γωνία του τανυστή εισόδου τόσο από αριστερά προς τα δεξιά όσο και από πάνω προς τα κάτω. Έτσι, για την εικόνα έχουμε τον ακόλουθο αναλυτικό υπολογισμό:

$$0 \times 0 + 1 \times 1 + 3 \times 2 + 4 \times 3 = 19,$$

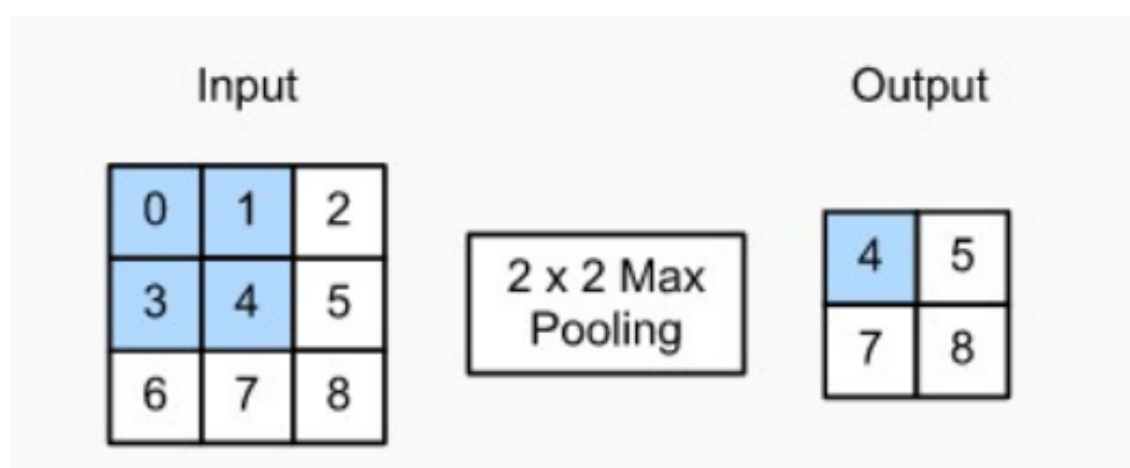
$$1 \times 0 + 2 \times 1 + 4 \times 2 + 5 \times 3 = 25,$$

$$3 \times 0 + 4 \times 1 + 6 \times 2 + 7 \times 3 = 37,$$

$$4 \times 0 + 5 \times 1 + 7 \times 2 + 8 \times 3 = 43.$$

Παρατηρούμε επίσης, ότι η έξοδος είναι ένας τανυστής 2×2 . Επειδή ο πυρήνας έχει πλάτος και ύψος μεγαλύτερο από ένα, μπορούμε να υπολογίσουμε σωστά την πράξη του cross-correlation μόνο όταν ο πυρήνας ταιριάζει πλήρως στην εικόνα (δηλαδή βρίσκεται εξ' ολοκλήρου εντός της εικόνας). Γενικότερα, το μέγεθος εξόδου δίνεται από το μέγεθος εισόδου $n_h n_w$ μείον το μέγεθος του πυρήνα της συνέλιξης $k_h k_w$ μέσω της σχέσης $(n_h k_h + 1)(n_w k_w + 1)$. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων τα συνελκτικά δίκτυα απαρτίζονται από παραπάνω από ένα συνελκτικά στρώματα με συνέπεια, να υπάρχει μεγάλη πιθανότητα υπερπροσαρμογής

του δικτύου σε ορισμένα τοπικά χαρακτηριστικά των δεδομένων. Για αυτό το λόγο είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός μηχανισμού που θα μετριάξει την ευαισθησία των συνελκτικών επιπέδων στην τοπικότητα και στην υπερβολική χωρική μείωση της διαστατικότητας των δεδομένων. Αυτόν το μηχανισμό υλοποιούν τα λεγόμενα στρώματα συγκέντρωσης (pooling layers). Όπως και τα συνελκτικά στρώματα, τα στρώματα συγκέντρωσης αποτελούνται από ένα παράθυρο σταθερού σχήματος που ολισθαίνει σε όλες τις περιοχές της εισόδου σύμφωνα με κάποιο βήμα, υπολογίζοντας μία μόνο έξοδο για κάθε θέση που διασχίζεται από το παράθυρο. Σε ορισμένες περιπτώσεις, το παράθυρο αυτό ονομάζεται παράθυρο συγκέντρωσης (pooling window). Ωστόσο, σε αντίθεση με την πράξη του cross-correlation μεταξύ της εισόδου και του πυρήνα στο συνελκτικό στρώμα, το στρώμα συγκέντρωσης δεν περιέχει παραμέτρους. Υπάρχουν 2 λειτουργίες pooling, η συγκέντρωση μεγιστοποίησης (maximum pooling) και συγκέντρωση μέσης τιμής (average pooling). Στην εικόνα 3.14 παρουσιάζεται η διαδικασία του maximum pooling με ένα παράθυρο συγκέντρωσης 2×2 .

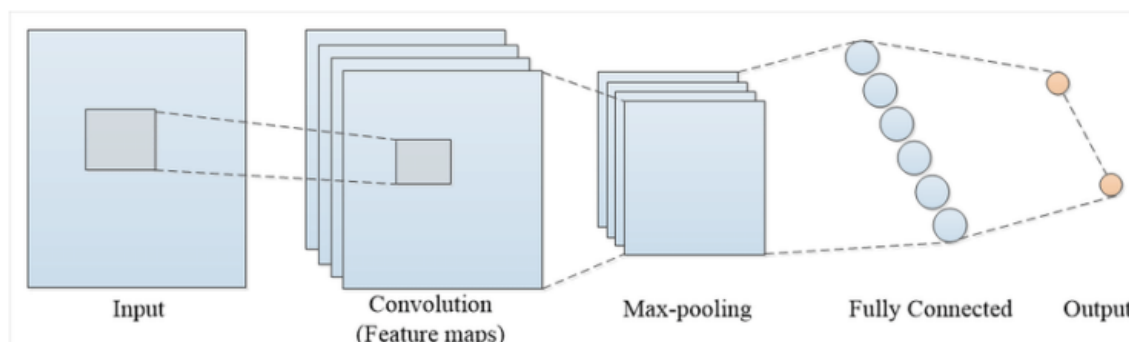


Σχήμα 2.7: Αναπαράσταση Max pooling με παράθυρο συγκέντρωσης 2×2 . Τα σκιασμένα τμήματα είναι το πρώτο στοιχείο εξόδου αλληλά και τα στοιχεία του τανυστή εισόδου που εμπεριέχονται στον υπολογισμό του παραθύρου συγκέντρωσης: $\max(0, 1, 3, 4) = 4$

Παρατηρούμε ότι η έξοδος έχει και αυτή διάσταση 2×2 . Τα τέσσερα στοιχεία προέρχονται από την εξαγωγή της μέγιστης τιμής σε κάθε ολίσθηση του παραθύρου συγκέντρωσης. Αναλυτικά, οι υπολογισμοί γίνονται ως εξής:

$$\max(0, 1, 3, 4) = 4, \max(1, 2, 4, 5) = 5, \max(3, 4, 6, 7) = 7, \max(4, 5, 7, 8) = 8.$$

Ένα στρώμα συγκέντρωσης με παράθυρο διάστασης $\pi \times \chi$, ονομάζεται (π, χ) συγκεντρωτικό στρώμα, ενώ η πράξη που επιτελεί ονομάζεται συγκέντρωση διάστασης (π, χ) . Τέλος, στην εικόνα παρουσιάζουμε ένα συνελκτικό δίκτυο το οποίο ακολουθείται από ένα στρώμα μέγιστης συγκέντρωσης και από ένα πλήρως διασυνδεδεμένο στρώμα.



Σχήμα 2.8: Αναπαράσταση ενός τυπικού συνεβλικτικού δικτύου με Max Pooling και ένα πλήρως διασυνδεδεμένο στρώμα

2.1.5 Κωδικοποιητής - Αποκωδικοποιητής Encoder - Decoder

Σε πολλές περιπτώσεις σε προβλήματα μηχανικής μάθησης θέλουμε να προβλέψουμε μια ακολουθία εξόδου δεδομένης μιας ακολουθίας εισόδου διαφορετικού μήκους, χωρίς αντιστοιχία μεταξύ κάθε εισόδου και κάθε εξόδου. Αυτή η τεχνική ονομάζεται χαρτογράφηση ακολουθίας προς ακολουθίας (sequence to sequence mapping) [10] και βρίσκεται πίσω από πολλές εφαρμογές όπως η επεξεργασία γλώσσας και η μηχανική μετάφραση. Η αρχιτεκτονική του κωδικοποιητή - αποκωδικοποιητή ήταν η πρώτη που μπόρεσε να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της συσχέτισης ακολουθιών διαφορετικού μήκους. Ένας κωδικοποιητής-αποκωδικοποιητής παίρνει μια ακολουθία ως είσοδο και δημιουργεί την πιο πιθανή επόμενη ακολουθία ως έξοδο. Όπως υποδηλώνει το όνομα, το μοντέλο αυτό αποτελείται από δύο υπόμοντέλα :

- Κωδικοποιητής (Encoder): Είναι υπεύθυνος για τη διέλευση και την κωδικοποίηση μιας ακολουθίας εισόδου μέσα από διαδοχικά βήματα χρόνου σε ένα διάνυσμα σταθερού μήκους που ονομάζεται διάνυσμα περιβάλλοντος (context vector).
- Αποκωδικοποιητής (Decoder): Είναι υπεύθυνος για την πάροδο της πληροφορίας μέσα από διαδοχικά χρονικά βήματα εξόδου κατά την ανάγνωση του διανύσματος περιβάλλοντος.

Κωδικοποιητής

Ο κωδικοποιητής αποτελείται από μια ή παραπάνω επαναλαμβανόμενες μονάδες, που μπορεί να είναι απλά RNNs, κελιά LSTMs ή δομές CNN. Ας θεωρήσουμε τώρα ένα παράδειγμα ακολουθίας με μέγεθος δέσμης ίσο με 1. Ας υποθέσουμε ότι η ακολουθία εισόδου είναι x_1, \dots, x_T έτσι ώστε το x_t να δηλώνει την t^{th} ακολουθία εισόδου. Στο χρονικό βήμα t , το εκάστοτε LSTM δίκτυο μετατρέπει το διάνυσμα \mathbf{x}_t της αντίστοιχης ακολουθίας εισόδου x_t και την κρυφή κατάσταση \mathbf{h}_{t-1} από το προηγούμενο βήμα, στην τρέχουσα κρυφή κατάσταση \mathbf{h}_t . Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια μη γραμμική συνάρτηση f για να εκφράσουμε το μετασχηματισμό του επαναληπτικού στρώματος LSTM του ως :

$$\mathbf{h}_t = f(\mathbf{x}_t, \mathbf{h}_{t-1}) \quad (2.13)$$

Γενικά, ο κωδικοποιητής μετατρέπει τις κρυφές καταστάσεις ανά πάσα χρονικό βήμα στη μεταβλητή περιβάλλοντος (c) μέσω μιας προσαρμοσμένης μη γραμμικής συνάρτησης q :

$$\mathbf{c} = \mathbf{q}(\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_T) \quad (2.14)$$

Λόγου χάρη, αν επιλέξουμε $q(\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_T) = \mathbf{h}_T$ τότε η μεταβλητή περιβάλλοντος θα είναι απλώς η κρυφή κατάσταση \mathbf{h}_T της ακολουθίας εισόδου στο τελικό βήμα χρόνου T .

Αποκωδικοποιητής

Μέχρι αυτό το σημείο, η μεταβλητή περιβάλλοντος c της εξόδου του κωδικοποιητή, κωδικοποιεί ολόκληρη την ακολουθία εισόδου x_1, \dots, x_T . Δεδομένης της ακολουθίας εξόδου $y_1, y_2, \dots, y_{T'}$ από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, για κάθε βήμα t' (προσοχή, το σύμβολο διαφέρει από το χρονικό βήμα t των ακολουθιών εισόδου του κωδικοποιητή λόγω πιθανής διαφοράς στο μήκος ακολουθίας), η πιθανότητα εξόδου αποκωδικοποιητή να είναι $y_{t'}$ εξαρτάται από τις προηγούμενες εξόδους $y_1, y_2, \dots, y_{t'-1}$ και τη μεταβλητή περιβάλλοντος c ως:

$$P(y_{t'} | y_1, \dots, y_{t'-1}, c)$$

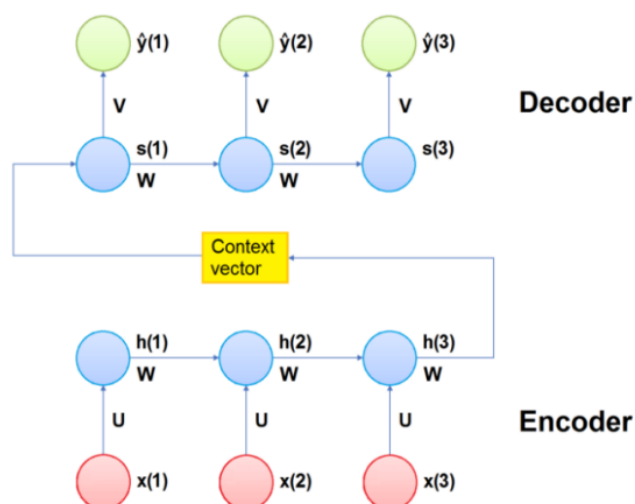
Για να μοντελοποιηθεί αυτή η υπό συνθήκη πιθανότητα σε ακολουθίες, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα άλλο RNNs, LSTMs ή CNN ως αποκωδικοποιητή. Σε κάθε χρονικό βήμα t' στην ακολουθία εξόδου, το εκάστοτε δίκτυο LSTM παίρνει την έξοδο $y_{t'-1}$ από το προηγούμενο χρονικό βήμα και τη μεταβλητή περιβάλλοντος c ως είσοδο, στη συνέχεια μετασχηματίζει αυτά και την προηγούμενη κρυφή κατάσταση $s_{t'-1}$ (συμβολισμός s για την έξοδο) στην κρυφή κατάσταση $s_{t'}$ του τρέχοντος χρονικού βήματος. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια ακόμα μη γραμμική συνάρτηση g για να εκφράσουμε αυτόν το μετασχηματισμό της κρυφής στρώσης του αποκωδικοποιητή:

$$s_{t'} = g(y_{t'-1}, \mathbf{c}, s_{t'-1}) \quad (2.15)$$

Μετά την απόκτηση της κρυφής κατάστασης του αποκωδικοποιητή s , μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα επίπεδο εξόδου και μια συνάρτηση ενεργοποίησης softmax για να υπολογίσουμε την υπό συνθήκη πιθανότητα $P(y_{t'} | y_1, \dots, y_{t'-1}, c)$ για την έξοδο κατά το χρονικό βήμα t' . Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την παρακάτω εξίσωση:

$$\hat{y} = \text{softmax}(V(s(t'))) \quad (2.16)$$

όπου V κατάλληλη μήτρα βαρών στο στάδιο εξόδου του επαναληπτικού δικτύου στον αποκωδικοποιητή. Στην εικόνα φαίνεται η δομή ενός απλού μοντέλου κωδικοποιητή - αποκωδικοποιητή. Η δύναμη αυτού του μοντέλου έγκειται στο ότι μπορεί να χαρτογραφήσει ακολουθίες διαφορετικών μηκών μεταξύ τους, καθώς οι εισοδοί και οι έξοδοι δεν συσχετίζονται και τα μήκη τους μπορεί να διαφέρουν. Ωστόσο, αυτό επιτυγχάνεται για μικρού μήκους ακολουθίες. Όταν το μήκος της ακολουθίας αυξάνεται είναι πολύ δύσκολο να συνοψίσουμε μια μακρά σε μήκος πληροφορία σε ένα μόνο διάνυσμα, με συνέπεια το μοντέλο συχνά να ξεχνά τα προηγούμενα μέρη της ακολουθίας εισόδου κατά την επεξεργασία των τελευταίων τμημάτων [11].



Σχήμα 2.9: Η αρχιτεκτονική ενός απλού Encoder-Decoder

2.2 Έξυπνο Δίκτυο - Smart Grid

Ο όρος έξυπνο δίκτυο ενέργειας δεν έχει έναν ακριβή και κοινώς αποδεκτό ορισμό, αλλά είναι μια ευρεία έννοια που περιλαμβάνει μια πληθώρα αλλαγών στο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας [12]. Η έννοια αυτή επιδέχεται πολλές ερμηνείες, οι οποίες εξαρτώνται από πολλούς παράγοντες όπως για παράδειγμα η χώρα, η περιοχή και τα κίνητρα και επιθυμητά οφέλη των διάφορων φορέων που εμπλέκονται. Η Ευρωπαϊκή Πλατφόρμα Τεχνολογίας (European Technology Platform - ETP) ορίζει το έξυπνο δίκτυο ως εξής :

Ένα ηλεκτρικό δίκτυο που μπορεί έξυπνα να ενοποιήσει τις δράσεις όλων των χρηστών που συνδέονται σε αυτό - παραγωγών, καταναλωτών, και αυτών που είναι και τα δύο - με σκοπό να παρέχει αποτελεσματικά βιώσιμη, οικονομική και ασφαλή παροχή ηλεκτρισμού.[13] Σύμφωνα με το Υπουργείο Ενέργειας των ΗΠΑ :

Ο όρος "έξυπνο δίκτυο" αναφέρεται σε μια κλάση τεχνολογιών η οποία χρησιμοποιείται για να φέρει τα συστήματα παροχής ηλεκτρισμού στον 21ο αιώνα, χρησιμοποιώντας απομακρυσμένο έλεγχο και αυτοματισμούς βασισμένους σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Αυτά τα συστήματα είναι δυνατό να λειτουργήσουν χρησιμοποιώντας τεχνολογίες αμφίδρομης επικοινωνίας και υπολογιστικής επεξεργασίας οι οποίες εδώ και δεκαετίες χρησιμοποιούνται σε άλλους τομείς. Έχουν ξεκινήσει να χρησιμοποιούνται και στο δίκτυο ηλεκτρισμού, από τα εργοστάσια παραγωγής και τα αιολικά πάρκα μέχρι τους οικιακούς και εμπορικούς καταναλωτές. Προσφέρουν πολλά οφέλη στις επιχειρήσεις και στους καταναλωτές, τα οποία κυρίως γίνονται εμφανή στις μεγάλες βελτιώσεις της ενεργειακής απόδοσης στο δίκτυο ηλεκτρισμού και στα σπίτια και τα γραφεία των καταναλωτών.[14]

Πλεονεκτήματα του Έξυπνου Δικτύου

Τα έξυπνα δίκτυα υπόσχονται μια πληθώρα πλεονεκτημάτων και βελτιώσεων, οι οποίες αφορούν πολλαπλούς τομείς, όπως για παράδειγμα την αξιοπιστία και την ασφάλεια του δικτύου, την οικονομία, την περιβαλλοντική επίδραση και την αναβάθμιση του ρόλου του

καταναλωτή. Παρακάτω βλέπουμε κάποιες από τις ιδιότητες ενός έξυπνου δικτύου και πώς αυτές αναμένονται από τους υποστηρικτές του να βελτιώσουν το υπάρχον δίκτυο.

- **Αξιοπιστία** Το δίκτυο, ως ζωντανός οργανισμός, θα μπορεί να εντοπίζει προβλήματα και να ανακατευθύνει τη ροή της ενέργειας ή να απομονώνει μια περιοχή που λειτουργεί εκτός προδιαγραφών ώστε να ελαχιστοποιεί τις απώλειες. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, συνολικά μεγαλύτερη ανθεκτικότητα του δικτύου, σε οποιαδήποτε εξωτερική παρέμβαση. Αυτή η ιδιότητα λέγεται και σελφ-ηεαλιγ.
- **Αποδοτικότητα** Το δίκτυο διαχειρίζεται τους πόρους που έχει ώστε να αντιμετωπίσει αυξημένη ζήτηση ενέργειας, χωρίς να απαιτούνται πρόσθετες υποδομές. Ένα άλλο παράδειγμα είναι ο αυτοέλεγχος των τεχνικών μέσων (εξοπλισμού) προς έγκαιρη αντικατάστασή τους ελαχιστοποιώντας έτσι κόστη που σχετίζονται με την αγορά εξοπλισμού.
- **Ευελιξία** Το έξυπνο δίκτυο θα διευκολύνει τη σύνδεση τόσο των κεντρικών σταθμών παραγωγής, όσο και των πηγών ενέργειας όλων των μεγεθών και τεχνολογιών, πηγών αποθήκευσης ενέργειας, μικρής κλίμακας συστημάτων συμπαραγωγής και άλλων καταναλωμένων πηγών παραγωγής.
- **Απελευθέρωση της αγοράς** Μέσω νέων ευκαιριών, αγορών και υπηρεσιών οι καταναλωτές επιλέγουν την πιο συμφέρουσα για αυτούς παροχή, ενώ μικρότερες επιχειρήσεις δύνανται να ανταγωνιστούν μέσω καινοτόμων προσεγγίσεων.
- **Ποιότητα ενέργειας** Παρέχεται η απαραίτητη ποιότητα ενέργειας για την εξυπηρέτηση πελατών διαφορετικών αναγκών. Η εγγύηση της ποιότητας θα επιφέρει ανάλογο κόστος, ενώ θα πραγματοποιηθεί με τη χρήση μεθόδων και εξελιγμένου εξοπλισμού παρακολούθησης του δικτύου, ο οποίος θα μπορεί έγκαιρα να διαγνώσει και να διορθώσει αιτίες αλλοίωσης της ποιότητας του ηλεκτρισμού.
- **Ενδυνάμωση του καταναλωτή** Βασικό στοιχείο του έξυπνου δικτύου είναι η ανάδραση και οι δυνατότητες εξοικονόμησης που προσφέρει στον καταναλωτή. Οι καταναλωτές αποκτώντας ενημέρωση σχετικά με την χρήση ενέργειας θα καλούνται να προσαρμόσουν τη κατανάλωση με βάση οικονομικά και περιβαλλοντικά οφέλη, βοηθώντας στο ισοζύγιο προσφοράς και ζήτησης ενέργειας. Παραδείγματος χάρι με τη θέσπιση ωραρίων αυξημένης ζήτησης και την επιβράβευση αποχής από ενεργοβόρες για το σύστημα δραστηριότητες. Απαραίτητη κρίνεται η ενσωμάτωση έξυπνων μετρητών, έξυπνων συσκευών και άλλων τεχνολογιών στο δίκτυο οι οποίες θα επιτρέπουν τις παραπάνω δυνατότητες, αλλά και την κοινωνική ευαισθητοποίηση και την παροχή κινήτρων από την πολιτεία.
- **Φιλικό προς το περιβάλλον** Αποτελεσματικά, η ευρεία ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, κάνει το έξυπνο δίκτυο κατά κύριο λόγο "πράσινο", συμβάλλοντας στην προστασία του περιβάλλοντος.

Συνοψίζοντας, οι απαιτήσεις για την επόμενη γενιά δικτύων είναι υψηλές καθώς αυτά αναμένεται να είναι περισσότερο ευφυή, αλλά και ανθεκτικά έναντι σε κακόβουλες επιθέσεις,

και σε φυσικά φαινόμενα, καθώς και να αυτορυθμίζονται ώστε να ικανοποιούν τις προσωπικές ανάγκες κάθε καταναλωτή.

Οι προκλήσεις των έξυπνων δικτύων

Όπως αναλύθηκε παραπάνω στα χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα των έξυπνων δικτύων, η αναβάθμιση του υπάρχοντος ηλεκτρικού δικτύου μέσω αυτοματισμών, συσκευών ελέγχου και γενικότερα εφαρμογών του συνόλου που θα ονομάζαμε προηγμένη τεχνολογία επικοινωνιών με ταυτόχρονη αξιοποίηση της τεχνολογίας της πληροφορίας, καλείται να ξεπεράσει ένα μεγάλο αριθμό προβληματικών. Αυτές αφορούν περιορισμούς σε τεχνικά ζητήματα, είτε αυτά είναι οι υποδομές ή το πεπερασμένο των υπάρχουσών τεχνολογιών, και φυσικά τις καταναλωτικές ανάγκες αλλά και την όσο το δυνατόν περισσότερο φιλική για τον πλανήτη παραγωγή. Παρακάτω αναλύονται εκτενέστερα.

- **Προκλήσεις Υποδομής** Ως σήμερα οι υποδομές μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας υπόκειντο σε εκτενή φθορά λόγω των στοιχείων που τις απαρτίζουν. Ταυτόχρονα οι συνεχώς αυξανόμενες απαιτήσεις φορτίου δυσχεραίνουν την κατάσταση. Τα αναπτυσσόμενα εργαλεία της πληροφορικής (data analysis) και της τεχνητής νοημοσύνης (πχ machine learning), με δυνατότητες σύγχρονης παρακολούθησης μετρήσεων, ο έλεγχος και η άμεση ανάδραση για γρήγορη και ακριβή προστασία είναι απαραίτητα στοιχεία για την σταθερότητα των δικτύων. Όλα αυτά τα τεχνολογικά μέσα, όπως αναπτύσσεται και παρακάτω, είναι άγνωστο αν θα αυξήσουν την ανθεκτικότητα και αξιοπιστία των συστημάτων, καθώς η πολυπλοκότητά τους ενδέχεται να τα κάνει πιο τρωτά σε κακόβουλες ενέργειες ή και ακόμα να οδηγούν σε συχνή αποσταθεροποίηση αν ο έλεγχος γίνει πολύ αυστηρός ώστε να εντοπίζει λανθασμένα σήματα.
- **Καινοτόμες τεχνολογίες** Οι ανάγκες που δημιουργούνται λειτουργούν τόσο ανταγωνιστικά με την έρευνα για την υλική και τεχνολογική υλοποίηση των έξυπνων δικτύων, ώστε οι πρώτες να κινούνται γρηγορότερα των δεύτερων. Τόσο τα προηγμένα υλικά, αλλά και τα ηλεκτρονικά και οι τεχνολογίες επικοινωνιών, δεν είναι διαθέσιμα για την επόμενη γενιά δικτύων, ενώ σαφώς το υπάρχον δίκτυο δε δύναται να ανταποκριθεί στις τεχνολογίες αιχμής. Συμπερασματικά, με την ανάπτυξη αυτών των τεχνολογιών και τη διαχείριση της πληροφορίας που αυτά λαμβάνουν, εγείρονται ζητήματα ιδιωτικότητας, καθώς η αμφίδρομη επικοινωνία μεταξύ κέντρου ελέγχου, συσκευών και καταναλωτών συνεπάγονται καταγραφή της καθημερινότητας, η οποία είναι άγνωστο με ποιόν τρόπο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για εμπορικούς σκοπούς.
- **Περιβαλλοντολογικές προκλήσεις** Η ανθρώπινη δραστηριότητα, ιδιαίτερα μετά τη βιομηχανική επανάσταση είναι υπαίτια για την κλιματική αλλαγή, με την υπερεκπομπή διοξειδίου του άνθρακα (CO₂). Παράλληλα, τα αποθέματα ορυκτών καυσίμων δεν επαρκούν, οδηγώντας τη παρελθοντική και σημερινή παραγωγή ενέργειας σε αδιέξοδο. Έπειτα, φυσικά φαινόμενα όπως σεισμοί, μπορούν να προκαλέσουν τεράστιες φθορές στο δίκτυο μεταφοράς, ενώ η πραγματοποίηση των διατάξεων ανά των πόλεων μας αποτελεί μια ακόμα πρόκληση, τη χωροταξική.

- **Καταναλωτικές ανάγκες** Η παροχή υψηλής ποιότητας ως ζητούμενο απαιτεί την μέγιστη δυνατή αλληλεπίδραση καταναλωτών και δικτύου, ώστε να εξατομικεύονται οι ανάγκες σχεδόν κάθε μονάδας, βιομηχανικής μονάδας, εμπορικού καταστήματος κ.α. Σαφώς η διαφάνεια στην αγορά είναι ζητούμενο προς όφελος των καταναλωτών και χρήζει θεσμοθέτηση νέων πολιτικών. Ανησυχία δημιουργείται λόγω κόστους με τις νέες αυτές παρεχόμενες υπηρεσίες, μιας και τόσο η ανάπτυξη των τεχνολογιών αλλά και η υλοποίηση του δικτύου σε τεχνικό επίπεδο θα απαιτήσουν κάθετη αντικατάσταση στις εγκαταστάσεις, από τις μονάδες παραγωγής, έως το οικιακό περιβάλλον. Πιθανά υψηλά κόστη, χωρίς κοινωνικά μέτρα προς οικονομικά αδύναμες ομάδες, αλλά και νομοθετικό πλαίσιο προς αρνητές, θα κάνουν την πραγματοποίηση του έξυπνου δικτύου να καθυστερήσει ή και να μην είναι εφικτή για το σύνολο του πληθυσμού.

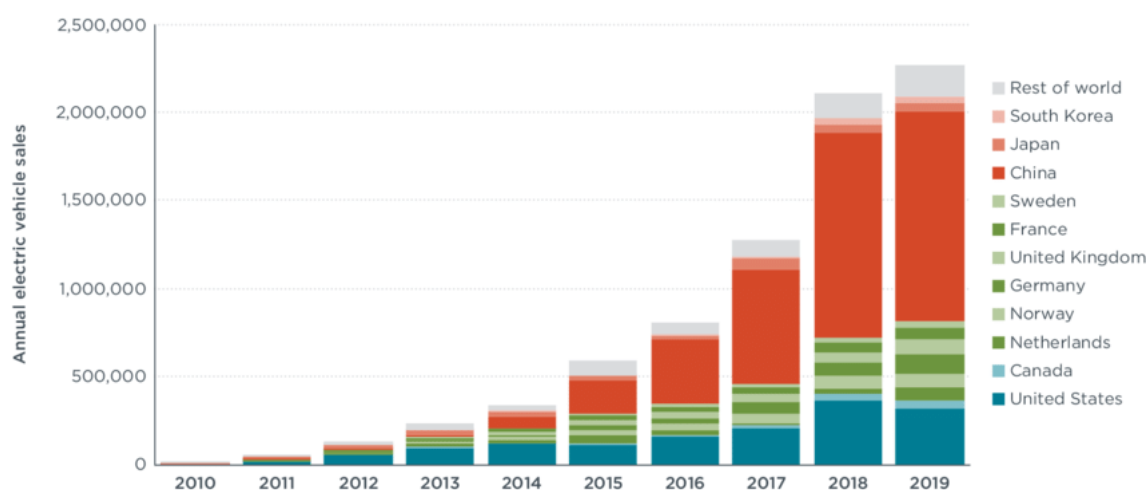
2.2.1 Διαχείριση Στόλου Υβριδικών Αυτοκινήτων - PHEV Fleet Optimisation

Η ηλεκτροκίνηση αποτελεί έναν παραδοσιακό τρόπο μεταφοράς παγκόσμια αλλά και στην Ελλάδα, με μέσα όπως το τρόλεϊ, τα τραίνα και τα τραμ, και η ιστορία ενσωμάτωσης της στο ηλεκτρικό δίκτυο είναι μεγάλη. Παραδοσιακά, η ηλεκτροκίνηση λειτουργεί σε μεγάλη, κεντρική κλίμακα, με τις υποδομές, όπως για παράδειγμα οι γραμμές του μετρό, να είναι συνδεδεμένες στο δίκτυο και εξαρτώμενες από σταθερή τροφοδοσία ενέργειας. Τα τελευταία χρόνια ωστόσο, κυβερνήσεις σε όλο τον κόσμο, οδηγούμενες από ανάγκες όπως η μείωση της μόλυνσης του περιβάλλοντος, ο περιορισμός των επιβλαβών εκπομπών σε αστικές περιοχές και η απεξάρτηση από συμβατικά καύσιμα όπως το πετρέλαιο, στρέφονται προς την μετατροπή όλου του τομέα μεταφορών σε ηλεκτρικό, εφαρμόζοντας πολιτικές προώθησης των ηλεκτρικών οχημάτων, τα οποία θα λειτουργούν αποκομμένα από το δίκτυο, βασισμένα σε μπαταρίες.

Τα ηλεκτρικά οχήματα, όπως το ηλεκτρικό αυτοκίνητο, δεν είναι νέα ιδέα. Αντιθέτως, τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα είχαν εμφανιστεί από τις πρώτες ημέρες της αυτοκίνησης και ήταν διαδεδομένα στην αρχή του 20ου αιώνα. Μάλιστα, για μικρές διαδρομές μέσα στις πόλεις προτιμούνταν περισσότερο από τα βενζινοκίνητα και ατμοκίνητα οχήματα, που ήταν οι εναλλακτικές. Οι βελτιώσεις όμως στις μηχανές εσωτερικής καύσης και η μαζική παραγωγή των βενζινοκίνητων αυτοκινήτων, όπως το Model T της Ford, οδήγησαν σε χαμηλότερες τιμές των τελευταίων. Άλλες εξελίξεις που ευνοούσαν τα οχήματα αυτά, όπως η ανάπτυξη καλύτερου συστήματος αυτοκινητοδρόμων στις Η.Π.Α, η ανακάλυψη πετρελαίου στο Τέξας και η έλλειψη ηλεκτρισμού εκτός των πόλεων, οδήγησαν στην εξαφάνιση των ηλεκτρικών αυτοκινήτων μέχρι το 1935.

Η κατάσταση άλλαξε όταν από τη δεκαετία του '80 και τις αρχές της δεκαετίας του '90, υπήρχε πίεση για οχήματα με μειωμένες εκπομπές ρύπων, με μακροπρόθεσμο στόχο ένα όχημα με μηδενικές εκπομπές, λόγω ανησυχιών για τη μόλυνση του περιβάλλοντος. Μέχρι πρόσφατα όμως, οι ίδιοι περιορισμοί στην τεχνολογία των ηλεκτρικών αυτοκινήτων που οδήγησαν στην εξαφάνισή τους δεν επέτρεπαν την εξάπλωσή τους στην αγορά. Το μέγεθος των μπαταριών ήταν μεγάλο, η τιμή των οχημάτων ήταν υψηλή λόγω του υψηλού κόστους κατασκευής, η φόρτιση απαιτούσε πολύ χρόνο, και οι οδηγοί δεν μπορούσαν να κάνουν μεγάλα ταξίδια χωρίς να σταματάνε για να φορτίσουν τα αυτοκίνητα, οπότε η αυτονομία ήταν περιορισμένη.

Πέρα από τις περιβαλλοντικές ανησυχίες, οι οποίες συμβαδίζουν με αυτές που οδήγησαν στην ανάγκη για ανάπτυξη του έξυπνου δικτύου, πολλές κυβερνήσεις και επιχειρήσεις στην αυτοκινητοβιομηχανία προσπαθούν να κερδίσουν μια ηγετική θέση στη νέα τεχνολογία αυτή και να επικρατήσουν στις αγορές των ηλεκτρικών οχημάτων, αλλά και να κερδίσουν την ενεργειακή τους ανεξαρτησία, εξαλείφοντας την ανάγκη να εισάγουν καύσιμα για να υποστηρίξουν την κυκλοφορία των οχημάτων τους. Αυτό το γεγονός επιτάχυνε και ταυτόχρονα επηρεάστηκε από τεχνολογικές εξελίξεις που βελτιώνουν τα χαρακτηριστικά των μπαταριών, που είναι το βασικό συστατικό στοιχείο των ηλεκτρικών αυτοκινήτων, οδηγώντας έτσι σε μια πλήρη αλλαγή του τοπίου. Μέσα στη δεκαετία του 2000, πολλές μεγάλες αυτοκινητοβιομηχανίες ξεκίνησαν να παράγουν υβριδικά ή πλήρως ηλεκτρικά αυτοκίνητα, με κάποιες από αυτές να αποτελούν πρωτοπόρους στην αλλαγή της εικόνας της βιομηχανίας, όπως η Tesla Motors.[15]



Σχήμα 2.10: Ετήσιες παγκόσμιες πωλήσεις ηλεκτρικών οχημάτων [2]

2.2.2 Τύποι ηλεκτρικών αυτοκινήτων

Το χαρακτηριστικό των ηλεκτρικών αυτοκινήτων είναι ότι έχουν ένα σύστημα αποθήκευσης ενέργειας, το οποίο αποδίδει ηλεκτρική ενέργεια σε έναν ηλεκτρικό κινητήρα, που κινεί το όχημα. Το σύστημα αυτό μπορεί να είναι μια ηλεκτρική μπαταρία ή κυψέλη καυσίμου. Ανάλογα με το βαθμό από τον οποίο εξαρτάται από το ηλεκτρικό σύστημα η κίνηση, τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα κατατάσσονται σε διαφορετικές κατηγορίες που καλύπτουν όλο το φάσμα από υβριδικά σε πλήρως ηλεκτρικά [16]. Παρακάτω φαίνονται τρεις κατηγορίες τεχνολογιών για ηλεκτρικά αυτοκίνητα.

Ηλεκτρικά αυτοκίνητα με μπαταρία (Battery Electric Vehicles)

Τα ηλεκτρικά οχήματα με μπαταρία διαθέτουν ένα επαναφορτιζόμενο σύστημα αποθήκευσης ενέργειας και έναν ηλεκτρικό κινητήρα (συνεχούς ή εναλλασσόμενου ρεύματος, ανάλογα με την τεχνολογία). Οι μπαταρίες φορτίζονται είτε συνδέοντας το αυτοκίνητο σε μια κοινή πρίζα, είτε σε κάποιο εξοπλισμό παροχής ηλεκτρικών οχημάτων. Το επίπεδο της

τάσης που φορτίζεται η μπαταρία, και επομένως η ταχύτητα της φόρτισης, εξαρτάται από το πρότυπο που υλοποιείται. Για παράδειγμα, στη Βόρεια Αμερική χρησιμοποιείται το πρότυπο SAE J1772, το οποίο συντηρείται από την Ένωση Μηχανικών Αυτοκινούμενων Μέσων, και ορίζει τρία επίπεδα φόρτισης. Το πρώτο είναι εναλλασσόμενο μονοφασικό, τάσης 120" και ρεύματος 16Α και το δεύτερο είναι επίσης εναλλασσόμενο μονοφασικό, τάσης 208-240" και ρεύματος μέχρι 80Α. Όσον αφορά το τρίτο επίπεδο, το οποίο είναι το υψηλότερο για την πιο γρήγορη φόρτιση, η τάση είναι 200-600 " DC, μέχρι 400Α. Τα διαφορετικά επίπεδα φόρτισης εφαρμόζονται ώστε για παράδειγμα ο χρήστης να μπορεί να φορτίσει το όχημα στο σπίτι του ή στο χώρο εργασίας του μέσω μιας κοινής πρίζας με αργό ρυθμό, χωρίς εξειδικευμένο εξοπλισμό, αλλά σε κάποιο σταθμό φόρτισης να μπορεί το όχημά του να φορτιστεί πολύ γρήγορα ώστε να περιοριστεί ο χρόνος που αναλώνεται στη διαδικασία αυτή κατά τη διάρκεια ενός μεγάλου ταξιδιού. Ανάλογα με το επίπεδο φόρτισης, θα μπορούσε να εφαρμοστεί και διαφορετικός τρόπος φόρτισης, είτε μέσω καλωδίου, είτε με επαγωγική φόρτιση [17].

Ανάλογα με τον τύπο του ηλεκτρικού οχήματος και το βαθμό εξηλεκτρισμού του υπάρχουν και διαφορές στις απαιτήσεις για την μπαταρία. Επίσης, ανάλογα με την τεχνολογία που χρησιμοποιείται για την κατασκευή της μπαταρίας, έχει διαφορετικά χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα ή μειονεκτήματα. Κάποια παραδείγματα τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται είναι μπαταρίες ιόντων λιθίου και μολύβδου-οξέος. Τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα με μπαταρίες δεν έχουν μηχανή εσωτερικής καύσης και επομένως η λειτουργία τους στηρίζεται πλήρως στη φόρτιση από το ηλεκτρικό δίκτυο. Επομένως, η διάδοση τους είναι αυτή που θα επηρεάσει περισσότερο το δίκτυο ηλεκτροδότησης.

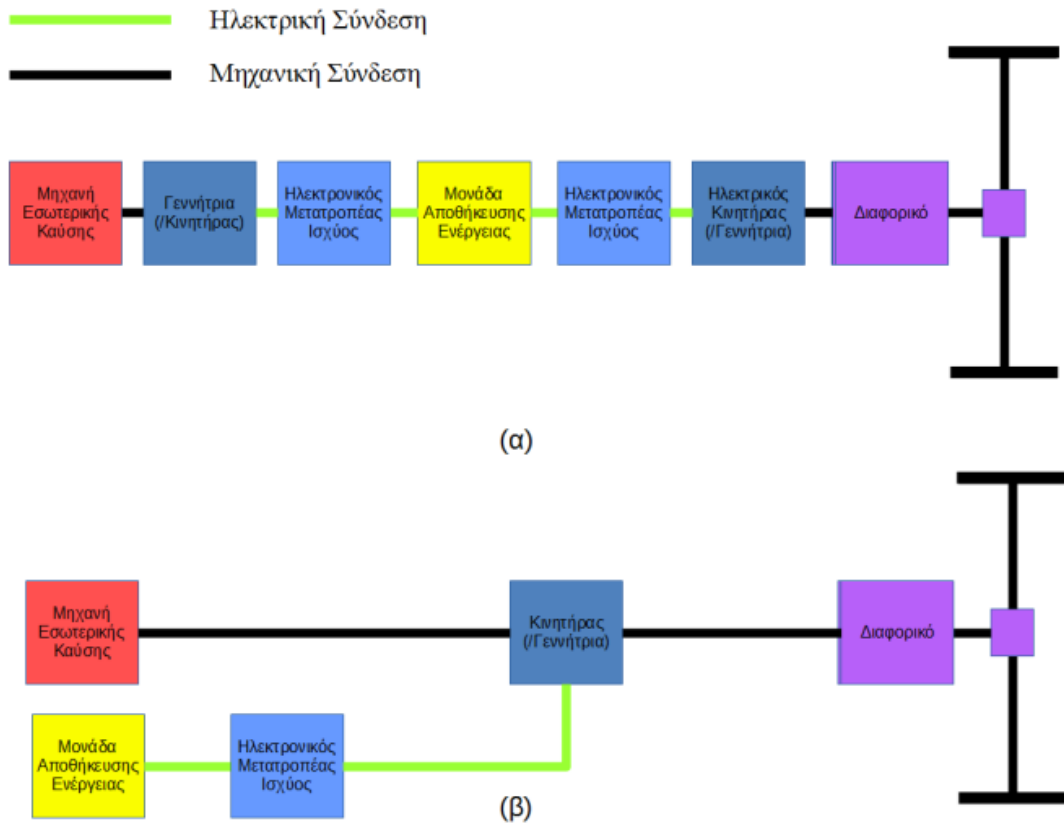
Υβριδικά οχήματα (Hybrid Electric Vehicle)

Τα υβριδικά οχήματα χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό μηχανής εσωτερικής καύσης, ηλεκτρικού κινητήρα, και ηλεκτρονικών μετατροπέων ισχύος. Ανάλογα με τον τρόπο που τα στοιχεία αυτά είναι συνδεδεμένα μεταξύ τους προκύπτουν και διαφορετικές αρχιτεκτονικές των οχημάτων, οι οποίες έχουν και διαφορετικά ενεργειακά και περιβαλλοντικά χαρακτηριστικά [18]. Στο σχήμα βλέπουμε δυο βασικές αρχιτεκτονικές των υβριδικών αυτοκινήτων:

1. Σε σειρά Στην αρχιτεκτονική αυτή μόνο ο ηλεκτρικός κινητήρας δίνει κίνηση στους τροχούς, ενώ η μηχανή εσωτερικής καύσης χρησιμοποιείται μόνο για να παράγει ηλεκτρισμό. Τα οχήματα κινούνται μόνο με ηλεκτρική ενέργεια, μέχρι να χρειαστεί να φορτιστεί η μπαταρία, οπότε ξεκινάει η μηχανή εσωτερικής καύσης. Για μικρές διαδρομές, αυτά τα οχήματα μπορεί να μη χρειαστούν καθόλου βενζίνη.
2. Παράλληλα Η μηχανή εσωτερικής καύσης και ο ηλεκτρικός κινητήρας είναι συνδεδεμένα μηχανικά στους τροχούς, οπότε έχουν και τα δύο τη δυνατότητα να δώσουν κίνηση. Το όχημα κινείται μόνο με ηλεκτρισμό συνήθως σε χαμηλές ταχύτητες.

Τα οχήματα αυτά χρησιμοποιούν διάφορες τεχνολογίες για να μειώσουν της εκπομπές καυσαερίων και να βελτιώσουν την απόδοσή τους, όπως η χρήση του κινητήρα εσωτερικής καύσης για επαναφόρτιση της μπαταρίας και η χρήση αναγεννητικών φρένων τα οποία επαναφορτίζουν τις μπαταρίες κατά το φρενάρισμα χρησιμοποιώντας μαγνητική επαγωγή. Για αυτό το λόγο στο σχήμα , στην αρχιτεκτονική σε σειρά, βλέπουμε ότι ο ηλεκτρικός κινητήρας

έχει εναλλακτικό ρόλο ως γεννήτρια, ώστε στο φρενάρισμα να εκμεταλλευτεί την κίνηση για να επανακιτήσει ένα ποσοστό ενέργειας. Επίσης, η γεννήτρια που είναι συνδεδεμένη στη μηχανή εσωτερικής καύσης μπορεί να αναλάβει ρόλο κινητήρα, ώστε να βοηθήσει στην εκκίνηση της πρώτης, αν είναι απαραίτητο. Η μπαταρία των οχημάτων αυτών φορτίζεται από τον κινητήρα εσωτερικής καύσης, οπότε δεν εξαρτώνται από το ηλεκτρικό δίκτυο και ακόμα και η μεγάλη διάδοσή τους δεν αναμένεται να έχει αντίκτυπο σε αυτό.



Σχήμα 2.11: Αρχιτεκτονικές υβριδικών οχημάτων σε σειρά και παράλληλα

Φορτιζόμενα Υβριδικά Οχήματα (Plug-in Hybrid Electric Vehicles)

Τα φορτιζόμενα ηλεκτρικά υβριδικά οχήματα έχουν επίσης μια μηχανή εσωτερικής καύσης και έναν ηλεκτρικό κινητήρα, και έχουν και μπαταρία η οποία μπορεί να φορτιστεί συνδέοντας το όχημα στο ηλεκτρικό δίκτυο, σε αντίθεση με τα απλά υβριδικά όπου η μπαταρία φορτίζεται μόνο από τη μηχανή εσωτερικής καύσης όταν χρειάζεται. Οι αρχιτεκτονικές τους όσον αφορά τη σύνδεση των στοιχείων εσωτερικά είναι οι ίδιες με αυτές των υβριδικών οχημάτων. Το πλεονέκτημά τους σε σχέση με τα οχήματα που έχουν μόνο μπαταρία είναι η μεγαλύτερη απόσταση οδήγησης, ενώ σε σχέση με τα συμβατικά έχουν μειωμένες εκπομπές καυσαερίων και κατανάλωση καυσίμου.

Μέρος 

Πρακτικό Μέρος

Κεφάλαιο 3

Προπαρασκευή Δεδομένων

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η μελέτη που έγινε για την προπαρασκευή των δεδομένων του καιρού και της παραγωγής ενέργειας στην Ισπανία για τα έτη 2013-2017. Η μελέτη περιλαμβάνει την απεικόνιση των δεδομένων, την στατιστική τους ανάλυση και την επεξεργασία τους ώστε να αντλήσουμε την μέγιστη πληροφορία και να εισάγουμε τα δεδομένα στα μοντέλα μας.

3.1 Εισαγωγή

Ο ηλεκτρισμός είναι βασική ανθρώπινη ανάγκη και σίγουρα από τα σημαντικότερα αγαθά στην σημερινή κοινωνία. Τις τελευταίες δεκαετίες, ωστόσο, η ηλεκτρική ενέργεια έχει εισέλθει στην αγορά ως εμπορεύσιμο αγαθό και η βιομηχανία ηλεκτρικής ενέργειας πολλών χωρών έχει απορρυθμιστεί. Στη Ισπανία για παράδειγμα, η νομοθεσία Electric Power Act 54/1997 [19] έχει εκθέσει τους stakeholders σε μεγάλη αβεβαιότητα σχετικά με την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος καθώς εξαρτάται από πάρα πολλούς παράγοντες, καθώς ένα μείζον πρόβλημα είναι ότι το ηλεκτρικό ρεύμα δεν μπορεί να αποθηκευτεί αποδοτικά σε μεγάλες ποσότητες. Με αυτές τις προκλήσεις λοιπόν είναι σημαντικό να βρούμε κάποιες αξιόπιστες προβλέψεις σε όλα τα επίπεδα (βραχείας και μεγάλης διάρκειας).

Σκοπός αυτής της ανάλυσης είναι η ωριαία πρόβλεψη της τιμής του βιομηχανικού ηλεκτρικού ρεύματος χρησιμοποιώντας τις προηγούμενες τιμές καθώς και και παραπάνω στοιχεία που μπορεί να συσχετίζονται με την τιμή αυτή (παραγωγή ηλεκτρικού ρεύματος, καιρός).

3.2 Περιήγηση και Καθαρισμός των δεδομένων

Τα δεδομένα μας αποτελούν 2 αρχεία που περιέχουν πληροφορίες για την ηλεκτρική παραγωγή ενέργειας αλλά και τον καιρό σε 5 μεγάλες πόλεις της Ισπανίας. Πιο συγκεκριμένα.

- **weather feature dataset** [20] Περιέχει δεδομένα ανά ώρα για τις καιρικές συνθήκες (θερμοκρασία, ταχύτητα ανέμου, υγρασία, βροχόπτωση κλπ) που επικρατεί στις 5 μεγάλες πόλεις στην Ισπανία (Μαδρίτη, Βαρκελώνη, Βαλένθια, Σεβίλη και Μπιλμπάο).
- **energy dataset** [21] Περιέχει δεδομένα για την παραγωγή ενέργειας ανά ώρα στην Ισπανία από 1-1-2015 έως 31-12-2019. Συγκεκριμένα, περιέχει πληροφορίες για την

παραγωγή ενέργειας σε MW από διάφορες πηγές ενέργειας όπως φυσικό αέριο, λιγνίτη, ανεμογεννήτριες κλπ. Επίσης περιέχει πληροφορίες για την συνολική ζήτηση του smart grid στην χώρα της Ισπανίας καθώς και την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος ανά ώρα.

Οι πληροφορίες που περιέχονται στα παραπάνω σύνολα δεδομένων αφορούν τις 5 πόλεις που είναι με κόκκινο αστέρι στο παρακάτω σχήμα οι οποίες είναι επιλεγμένες διότι από γεωγραφική άποψη περιλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος της Ισπανίας καθώς και από δημογραφική άποψη καθώς περιλαμβάνουν πάνω από το $\frac{1}{3}$ του ισπανικού πληθυσμού της χώρας.



Σχήμα 3.1: Απεικόνιση της Ισπανίας με τις 5 πόλεις που μελετάμε με κόκκινο αστέρι.

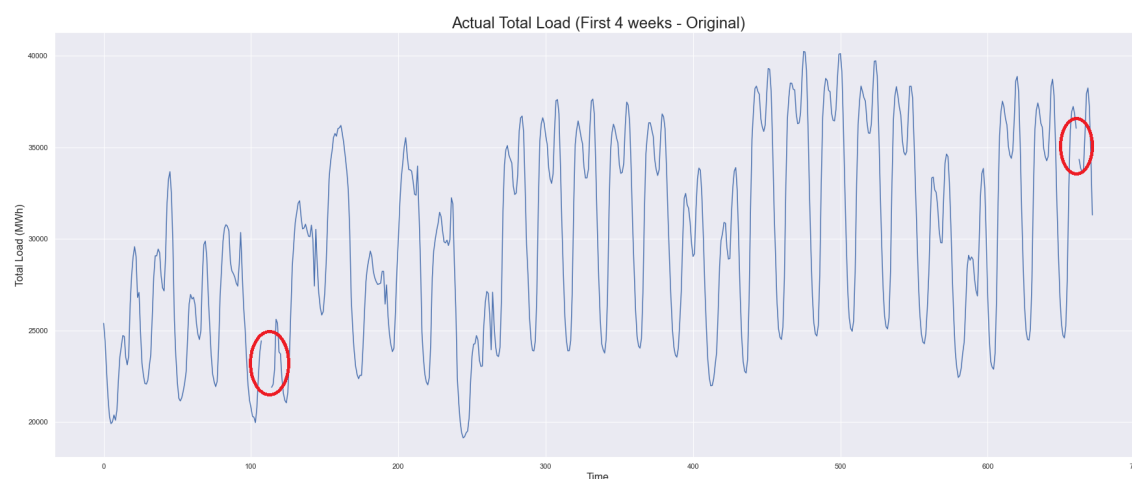
3.2.1 Καθαρισμός energy dataset

Ξεκινώντας, κρατάμε τις στήλες που δεν περιέχουν μηδενικά και null values. Με μια συνοπτική επισκόπηση των δεδομένων έχουμε το εξής:

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	time	35064 non-null	datetime64[ns, UTC]
1	generation biomass	35045 non-null	float64
2	generation fossil brown coal/lignite	35046 non-null	float64
3	generation fossil gas	35046 non-null	float64
4	generation fossil hard coal	35046 non-null	float64
5	generation fossil oil	35045 non-null	float64
6	generation hydro pumped storage consumption	35045 non-null	float64
7	generation hydro run-of-river and poundage	35045 non-null	float64
8	generation hydro water reservoir	35046 non-null	float64
9	generation nuclear	35047 non-null	float64
10	generation other	35046 non-null	float64
11	generation other renewable	35046 non-null	float64
12	generation solar	35046 non-null	float64
13	generation waste	35045 non-null	float64
14	generation wind onshore	35046 non-null	float64
15	total load actual	35028 non-null	float64
16	price day ahead	35064 non-null	float64
17	price actual	35064 non-null	float64

Σχήμα 3.2: Επισκόπηση των δεδομένων

Παρατηρούμε ότι κάποιες στήλες έχουν μερικά δεδομένα που λείπουν. Το σημαντικό είναι ότι οι στήλες του price actual και time δεν έχουν ελλείψεις διότι είναι οι μεταβλητή που θέλουμε να προβλέψουμε και θα εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας. Στο παρακάτω σχήμα θα δούμε ένα παράδειγμα που υπάρχουν τιμές που λείπουν και την προσέγγιση που θα ακολουθήσουμε.



Σχήμα 3.3: Διάγραμμα του Actual Total Load. Σε κόκκινο είναι τα σημεία που έχουμε τιμές που λείπουν.

Επειδή τα δεδομένα που έχουμε είναι χρονοσειρές δεν μπορούμε απλά να διαγράψουμε τις γραμμές με αυτές τις τιμές που λείπουν, αλλά αντίθετα πρέπει να τις καλύψουμε. Για αυτό θα χρησιμοποιήσουμε μια τεχνική που λέγεται interpolation, δηλαδή παρεμβάλλουμε τιμές ή κάποια τιμή ανάμεσα σε 2 σημεία. Σε αυτό το πρόβλημα θα χρησιμοποιήσουμε γραμμική

παρεμβολή (linear) που πρακτικά σημαίνει ότι η μέθοδος αυτή αναπληρώνει τα κενά με μια ευθεία γραμμή ανάμεσα στα 2 γνωστά σημεία. Ολοκληρώνοντας την παρεμβολή αυτό το dataset δεν περιέχει στοιχεία που λείπουν.

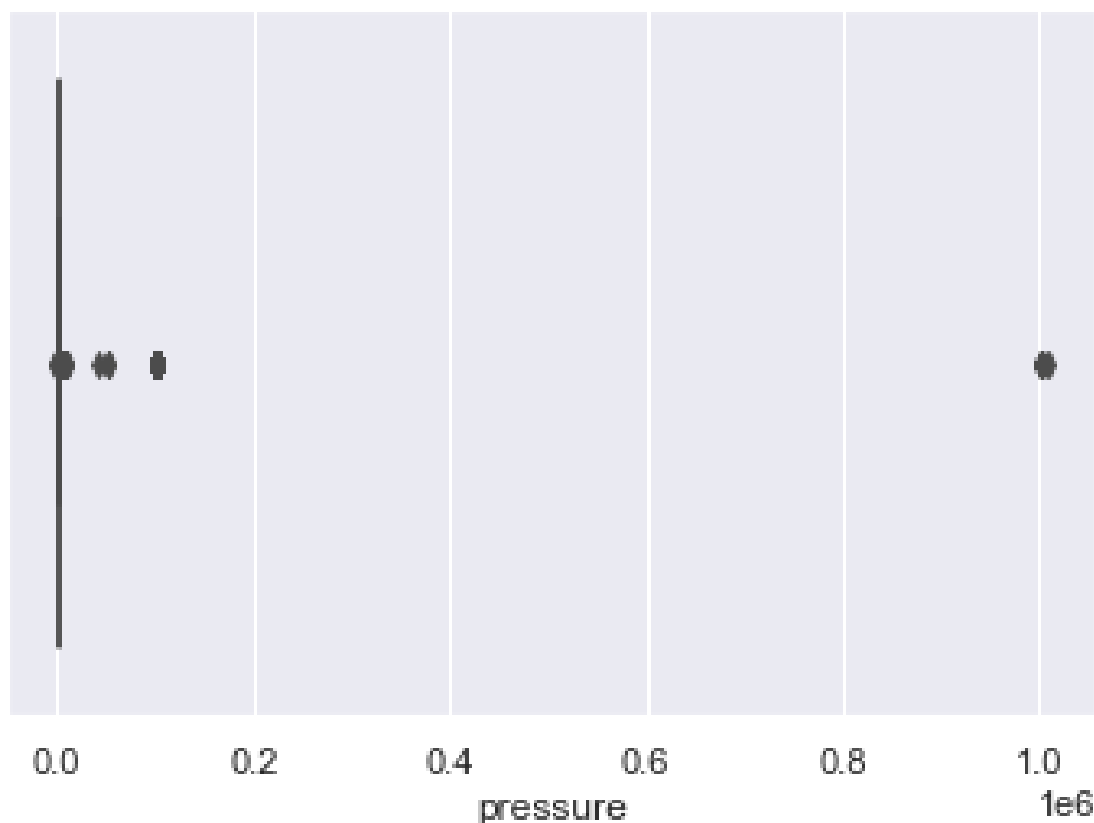
3.2.2 Καθαρισμός weather dataset

Τώρα θα ασχοληθούμε με το σύνολο των δεδομένων που περιέχει τα καιρικά φαινόμενα. Παρατηρούμε ότι αυτό το dataset δεν περιέχει missing values αλλά έχει αρκετά στοιχεία που δεν είναι μοναδικά. Αυτό είναι λογικό να συμβαίνει επειδή έχουμε καιρικά φαινόμενα που στην διάρκεια τεσσάρων χρόνων επανεμφανίζονται.

```
There are 0 missing values or NaNs in df_weather.  
There are 8622 duplicate rows in df_weather based on all columns.
```

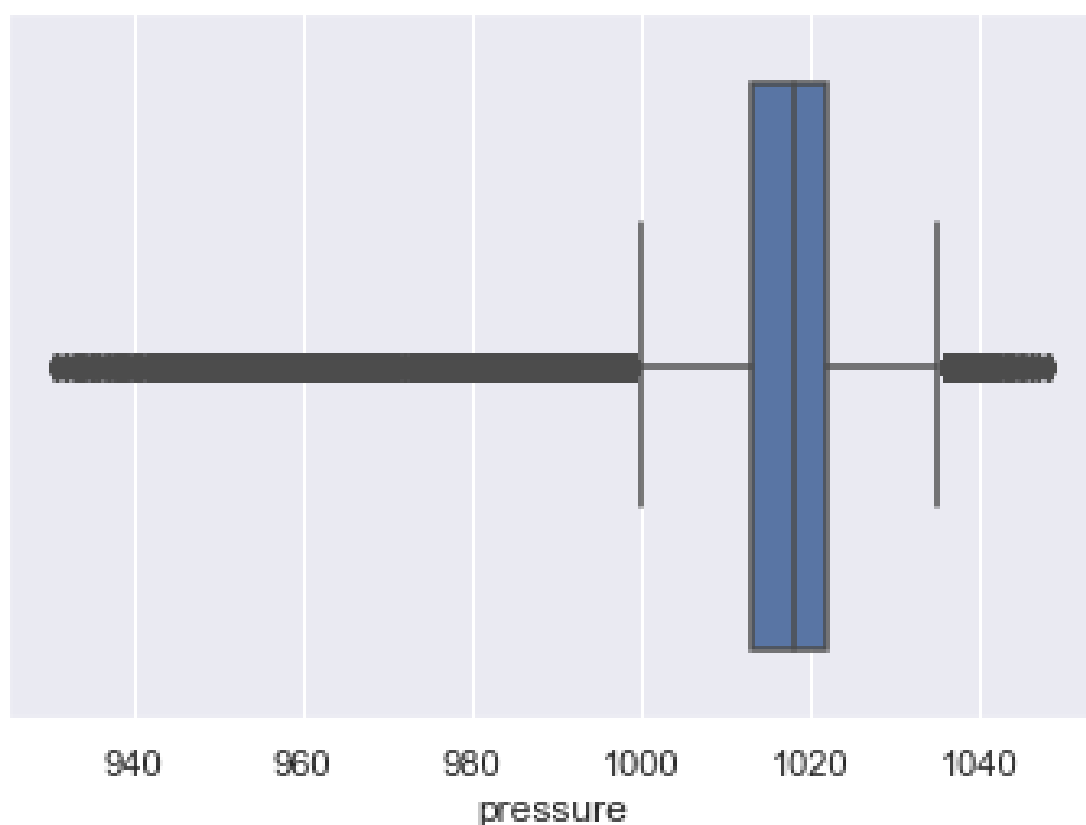
Σχήμα 3.4: Δεδομένα που λείπουν και duplicates στο weather dataset

Έπειτα καλώντας μια built-in συνάρτηση της βιβλιοθήκης Pandas μπορούμε να αποκτήσουμε μια εικόνα για τα αριθμητικά δεδομένα του dataset που μελετάμε. Πρώτη εμφάνιση outlier βρήσκειται στην στήλη pressure. Με το παρακάτω boxplot το εύρος των μετρήσεων μας δίνει μια καλή εικόνα του τι δεδομένα έχουμε σε αυτή την στήλη.



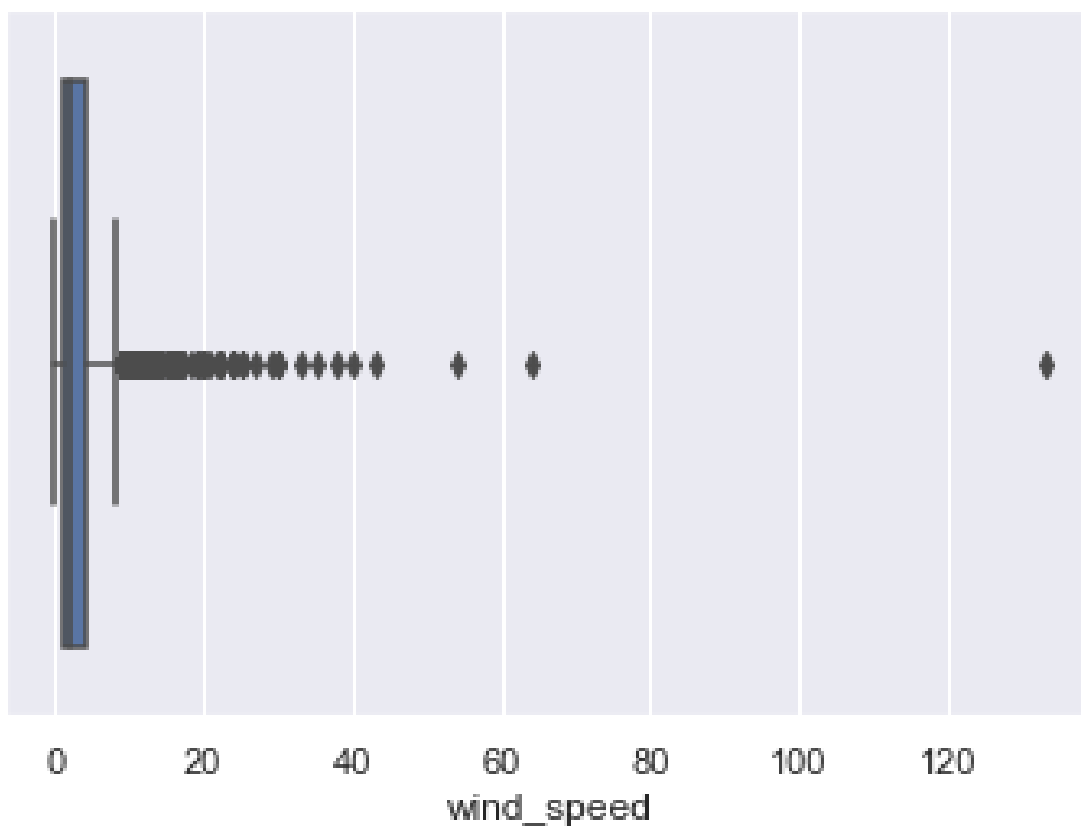
Σχήμα 3.5: Boxplot με τα δεδομένα της στήλης pressure

Παρατηρούμε λοιπόν ότι η τιμή 10MP είναι αδιανόητα μεγάλη (τόσο πολύ που αντιστοιχεί στην ατμοσφαιρική πίεση της Αφροδίτης). Για να μπορέσουμε λοιπόν να εξαλείψουμε αυτές τις τιμές από τις μετρήσεις μας θα θεωρήσουμε κάθε τιμή μεγαλύτερη του 1050hPa [22] και μικρότερη την 931hPa [22] ως NaN για να χρησιμοποιήσουμε την παρεμβολή που αναφέραμε και προηγούμενος για τον υπολογισμό αυτών των τιμών. Μετά τις αναδιαμορφώσεις η νέα στήλη έχει την εξής κατανομή.

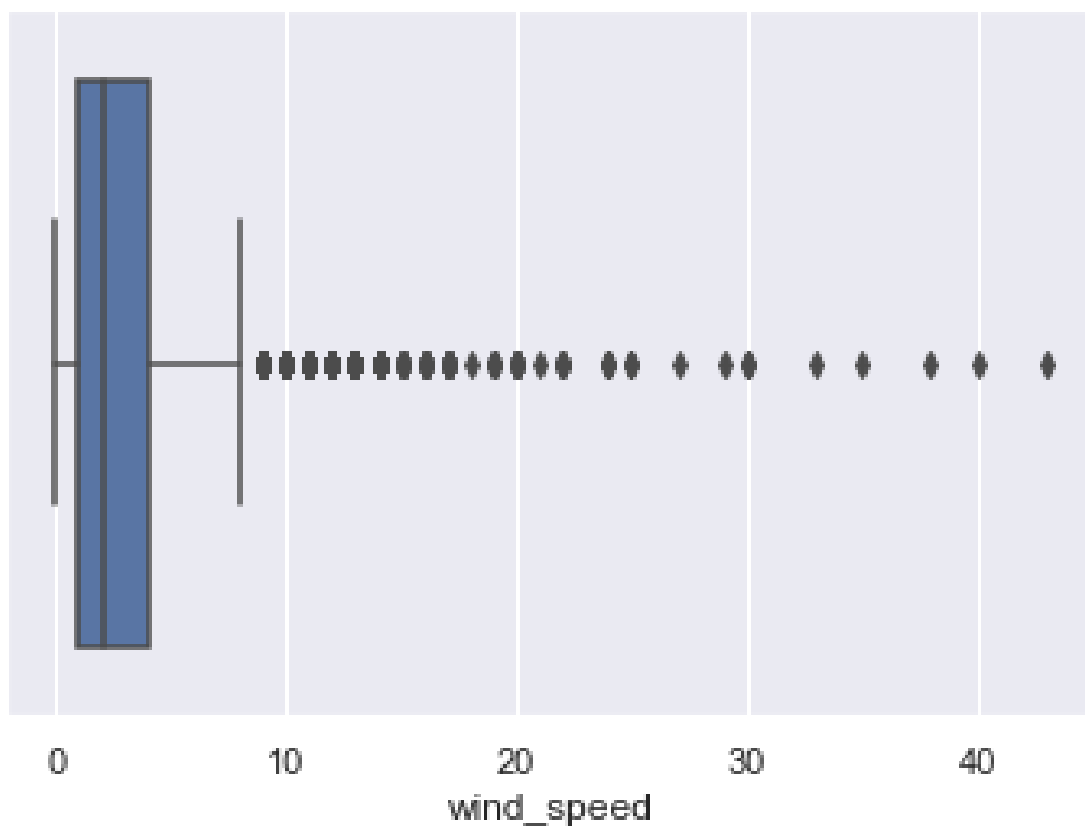


Σχήμα 3.6: *Boxplot με τα αναδιαμορφωμένα δεδομένα της στήλης pressure*

Όμοια για την στήλη wind speed κάνουμε την ίδια διαδικασία. Θεωρούμε τις τιμές μεγαλύτερες των 50 μέτρα/δευτερόλεπτο σαν μη αποδεκτές οπότε τις μετατρέπουμε σε κενές και με την διαδικασία του interpolation. Η επιλογή των 50 μέτρα/δευτερόλεπτο έγινε διότι αυτή είναι η μεγαλύτερη τιμή που έχει καταγραφεί σε ταχύτητα ανέμου κατά την διάρκεια ενός ανεμοστρόβιλου. Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνετε η διαφορά πριν και μετά την επεξεργασία.



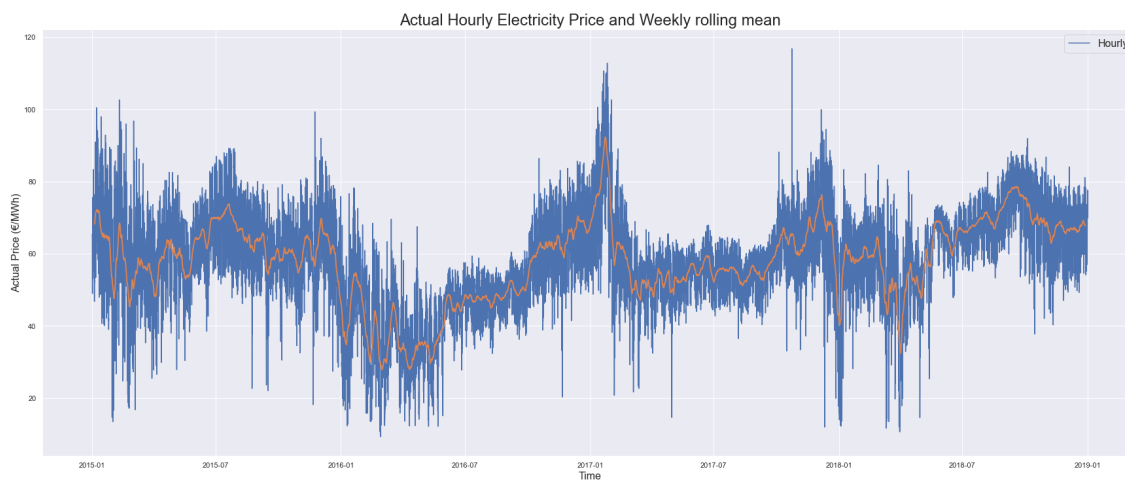
Σχήμα 3.7: *Boxplot με τα αρχικά δεδομένα της στήλης wind speed*



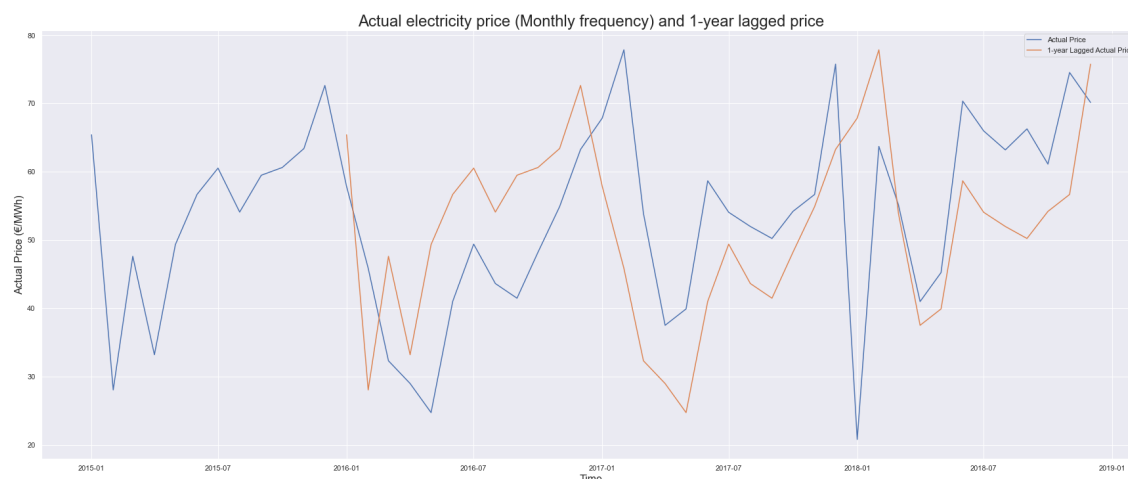
Σχήμα 3.8: *Boxplot με τα αναδιαμορφωμένα δεδομένα της στήλης wind speed*

3.3 Στατιστική Ανάλυση και Απεικονίσεις

Θα ξεκινήσουμε την ανάλυση μας παρατηρώντας την χρονοσειρά του Actual Hourly Electricity Price στην διάρκεια ενός χρόνου και ενός μήνα για να μπορέσουμε να δούμε αν υπάρχουν μοτίβα και χαρακτηριστικά που μπορούμε να εκμεταλλευτούμε.

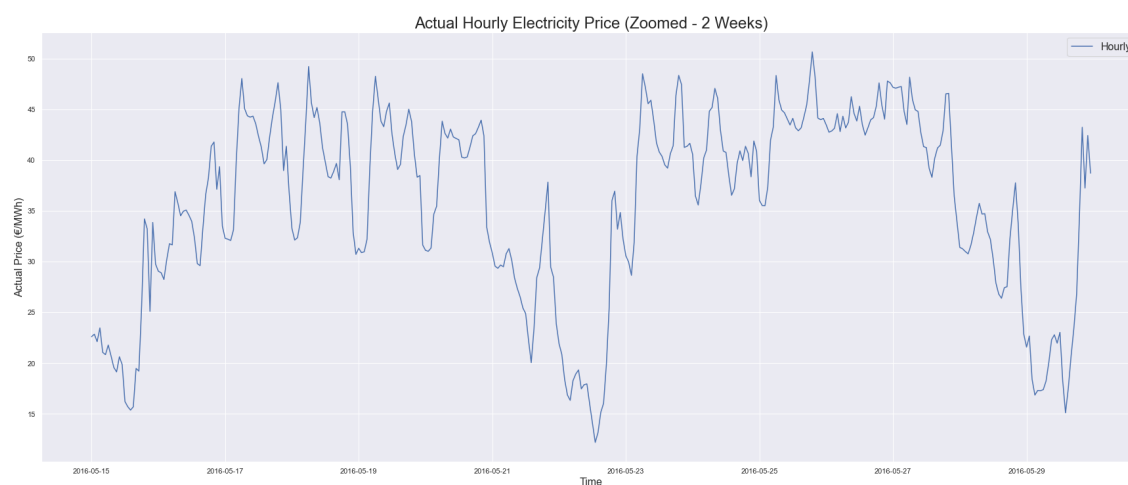


Σχήμα 3.9: *Actual Hourly Electricity Price στην διάρκεια ενός χρόνου με τον κινητό μέσο όρο.*



Σχήμα 3.10: *Actual Hourly Electricity Price* ανά μήνα για τον κάθε χρόνο και τον επόμενο του.

Στα παραπάνω σχήματα παρατηρούμε ότι υπάρχουν εποχικά μοτίβα ανά μήνα (seasonal patterns), καθώς κάποιες κορυφές και κοιλάδες επαναλαμβάνονται κάθε συγκεκριμένο μήνα. Αυτό μας δείχνει στην κατεύθυνση να δημιουργήσουμε ένα νέο χαρακτηριστικό για κάθε μήνα. Συνεχίζοντας, θα αναλύσουμε την ωριαία τιμή ρεύματος για το διάστημα των 2 εβδομάδων, από τις 15/06/2016 (Κυριακή) στις 00:00 έως 29/06/2016 (Κυριακή) στις 23:00.



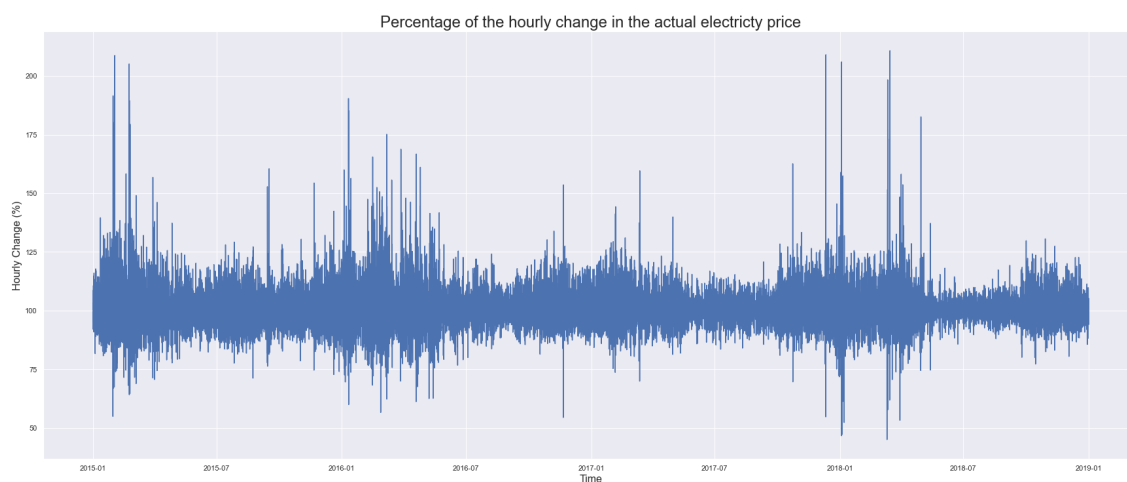
Σχήμα 3.11: *Actual Hourly Electricity Price* από τις 15/06/2016 έως 29/06/2016.

Υπάρχουν αρκετά μοτίβα στο παραπάνω σχήμα τα οποία θα αναλύσουμε εκτενώς.

- Πρώτον, παρατηρούμε μια περιοδικότητα από βδομάδα σε βδομάδα, καθώς τις καθημερινές η τιμή του ρεύματος είναι αρκετά μεγαλύτερη από αυτή το Σάββατο και ειδικά την Κυριακή που παρατηρούμε τις μικρότερες τιμές σε όλη την βδομάδα.
- Κατά την διάρκεια ενός εικοσιτετραώρου, η τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος είναι μεγαλύτερη στην διάρκεια της ημέρας σε σχέση με το βράδυ που πέφτει.
- Μέσα στην ημέρα, τις καθημερινές, παρατηρούμε μια μικρή μετάρπτωση η οποία πιθα-

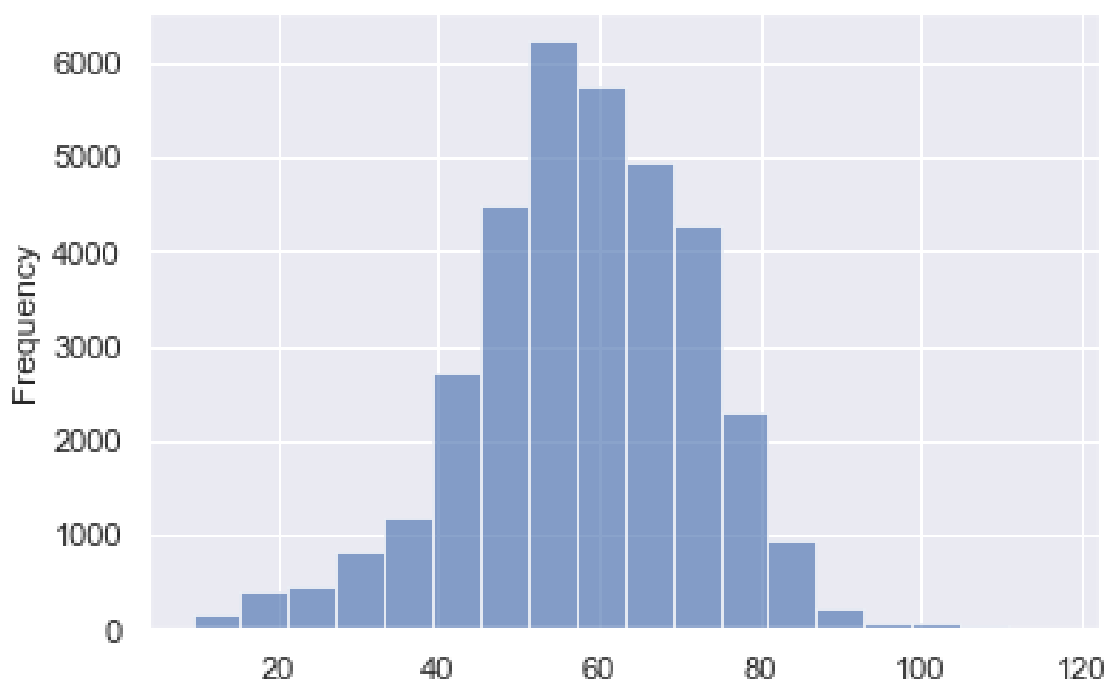
νός οφείλετε στο γεγονός ότι στην Ισπανία υπάρχει ένα διάλειμμα κατά την διάρκεια της ημέρα, μετά τις 2μμ και πριν της 5μμ, και δεν είναι αυστηροί στο σύστημα 9 με 5.

Προχωρώντας, θα δούμε τις διακυμάνσεις και την διασπορά των τιμών ώστε να έχουμε μια καλύτερη εικόνα του τι να περιμένουμε από το νευρωνικό μας αλλά και να δούμε αν υπάρχουν και εδώ outliers.



Σχήμα 3.12: *Actual Hourly Electricity Price* ποσοστιαίες διακυμάνσεις στην τιμή του ρεύματος ανά ώρα.

Από το παραπάνω διάγραμμα βλέπουμε ότι η αυξομειώσεις στην τιμή από ώρα σε ώρα κυμαίνονται στο εύρος $\pm 25\%$. Παρόλλα αυτά υπάρχουν και περιπτώσεις στις οποίες η τιμή υποδιπλασιάζεται ή διπλασιάζεται αντίστοιχά.



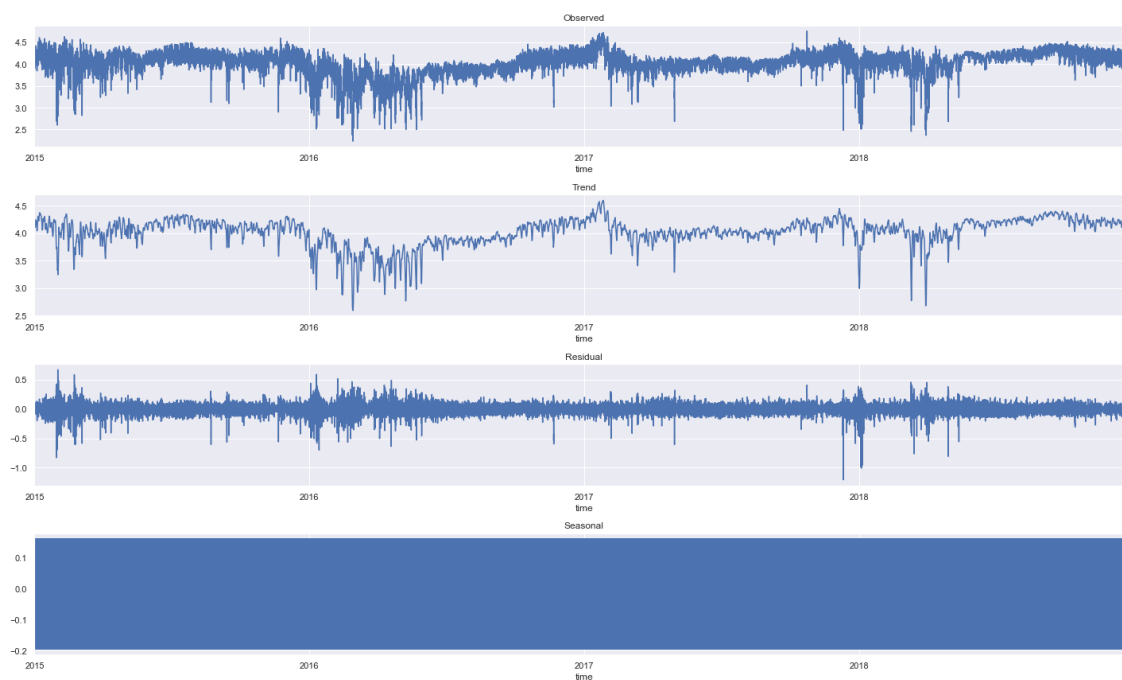
Σχήμα 3.13: *Ιστόγραμμα των τιμών Actual Hourly Electricity Price.*

Στο παραπάνω διάγραμμα παρατηρούμε ότι οι τιμές ακολουθούν μια κανονική κατανομή, οπότε τα δεδομένα μας δεν χρειάζονται περαιτέρω μετασχηματισμούς. Τώρα είναι χρήσιμο να ελέγξουμε την χρονοσειρά ως προς την εποχικότητα, την στασιμότητα και την τυχαιότητα κάνοντας μια αποσύνθεση (decomposition).

3.3.1 Αποσύνθεση και στασιμότητά

Σκοπός της αποσύνθεσης είναι η απομόνωση των 4 βασικών συνιστωσών της χρονοσειράς [23]. Αυτές είναι:

- Τάση (Trend Component) : Αναπαριστά συνήθως μια μη γραμμική συνιστώσα, η οποία αλλάζει με την πάροδο του χρόνου και δεν επαναλαμβάνεται μέσα στο χρονικό πλαίσιο της καταγραφής δεδομένων.
- Κύκλος (Cyclical Component) : Υπάρχει όταν οι παρατηρήσεις αυξάνουν και φθίνουν με μη κυκλικό τρόπο.
- Εποχικότητα (Seasonal Component) : Η εποχικότητα μοιάζει με την τάση, αλλά επαναλαμβάνεται περιοδικά με τον χρόνο.
- Υπόλοιπο (Residual Components) : Περιέχει ό,τι απομένει από την αφαίρεση των συνιστωσών τάση και εποχικότητα από την χρονοσειρά.



Σχήμα 3.14: Αποσύνθεση της χρονοσειράς

Augmented Dickey-Fuller Test

Για να ελέγξουμε την στασιμότητά της χρονοσειράς μας θα κάνουμε μια διαδικασία ελέγχων μονάδας ρίζας (unit root test). Η υπόθεση Dickey-Fuller [24] καθορίζει το πόσο καθορίζει

το πόσο επιρρεπείς είναι η τάση στην χρονοσειρά που μελετάμε. Υποθέτουμε 2 περιπτώσεις για αυτή την διαδικασία λοιπόν:

- **Null Hypothesis** H_0 Η χρονοσειρά είναι αυτοσυσχετιζόμενη, χρονικά εξαρτημένη και συνεπώς μη στατική.
- **Alternative Hypothesis** H_1 Η χρονοσειρά είναι στάσιμη ή μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας εξισώσεις διαφορών.

```
ADF Statistic: -9.147016
p-value: 0.000000
#Lags used: 50
Critical Value (1%): -3.430537
Critical Value (5%): -2.861623
Critical Value (10%): -2.566814
```

Σχήμα 3.15: Έλεγχος Augmented Dickey-Fuller

Η τιμή του ADF test (-9.147) είναι λιγότερο από την κρίσιμη στο 1% (-3.431), και συνεπώς μπορούμε να απορρίψουμε την πρώτη εικασία, άρα η χρονοσειρά μας είναι στατική ή μπορεί να γίνει με την εξίσωση διαφορών.

Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) test

Ο έλεγχος των Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin[25] ακολουθεί την αντίθετη λογική από των Dickey-Fuller, και ελέγχει την στασιμότητα, οπότε έχει τις ακόλουθες υποθέσεις:

- **Null Hypothesis** H_0 Η χρονοσειρά είναι επίπεδη, είναι στάσιμη γύρω από μια σταθερά.
- **Alternative Hypothesis** H_1 Υπάρχει μονάδα ρίζας και συνεπώς δεν είναι στάσιμη

```
KPSS Statistic: 7.957007
p-value: 0.010000
#Lags used: 52
Critical Value (10%): 0.347000
Critical Value (5%): 0.463000
Critical Value (2.5%): 0.574000
Critical Value (1%): 0.739000
```

Σχήμα 3.16: Έλεγχος Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin

Η τιμή του KPSS (7.956) είναι υψηλότερη από την κρίσιμη τιμή στο 1% (0.739), και συνεπώς δεν μπορούμε να απορρίψουμε την πρώτη υπόθεση, άρα η χρονοσειρά μας είναι στάσιμη ή στάσιμη γύρω από μια χρονοσειρά. Από τους 2 παραπάνω ελέγχους μπορούμε με σιγουριά να υποθέσουμε ότι η χρονοσειρά που μελετάμε είναι στάσιμη, άρα η προσέγγιση που θα ακολουθήσουμε θα είναι με βαθιά νευρωνικά δίκτυα, καθώς αποδίδουν καλύτερα από τις ντετερμινιστικές μεθόδους των ARIMA μοντέλων [26].

3.3.2 Αυτοσυσχέτιση, Μερική Αυτοσυσχέτιση και Διασταυρούμενη Συσχέτιση

Ως συντελεστής αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation) ορίζεται ως το πηλίκο της αυτοσυνδιακύμανσης προς την διακύμανση της χρονοσειράς. Ουσιαστικά η αυτοσυσχέτιση μας δείχνει κατά πόσο η τιμή της χρονοσειράς σε μια περίοδο εξαρτάται από την τιμή της παρατήρησης k περιόδων πίσω. Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης (Partial Correlation) δείχνει κατά πόσο η τιμή της χρονοσειράς σε μια περίοδο εξαρτάται από την τιμή της παρατήρησης k περιόδων πίσω, μη λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση που μπορούν να επιφέρουν οι ενδιάμεσες τιμές αυτής. Για $k = 1$ συσχετίζεται με τον δείκτη αυτοσυσχέτισης.



Σχήμα 3.17: Αυτοσυσχέτιση και Μερική Αυτοσυσχέτιση

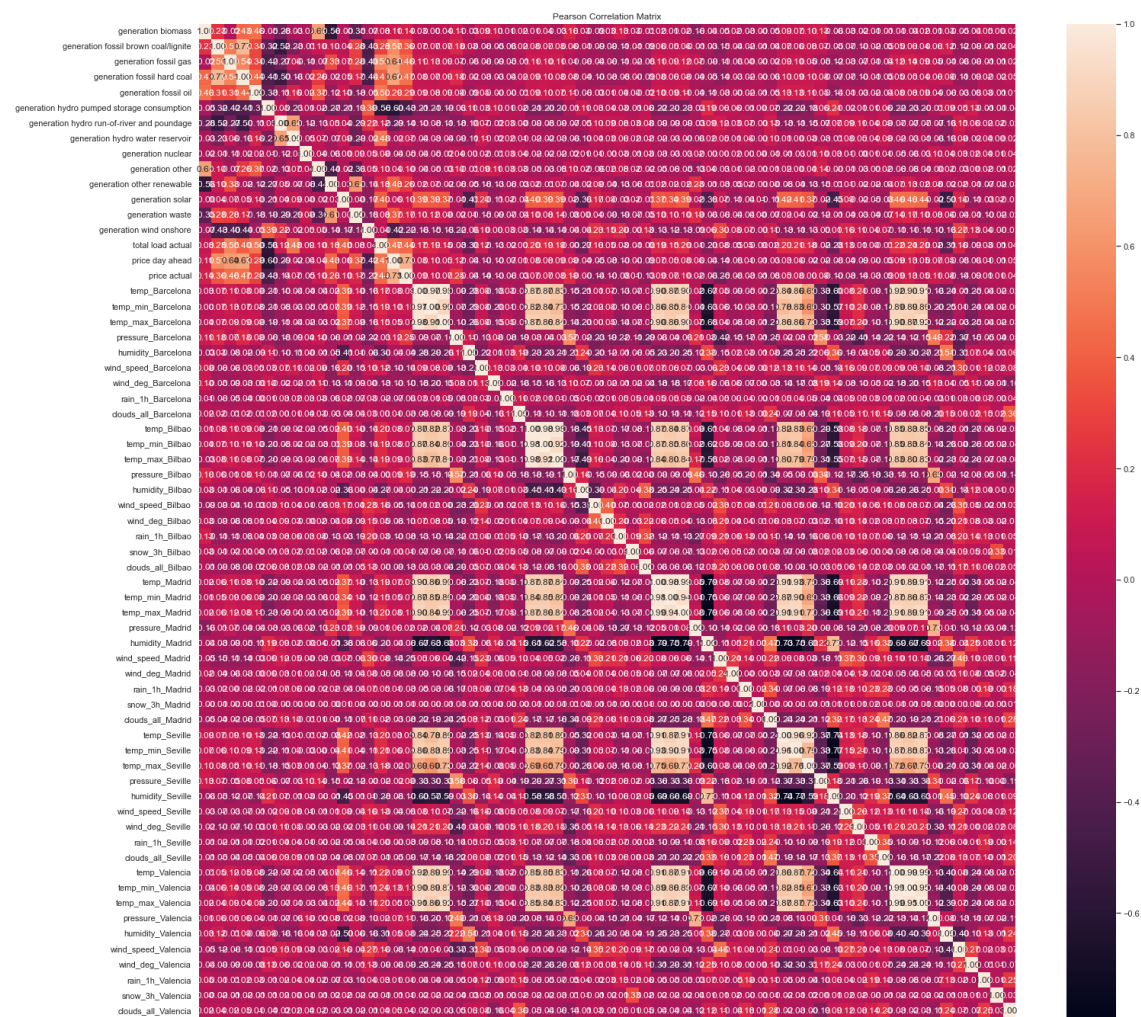
Από το διάγραμμα της μερικής αυτοσυσχέτισης του ηλεκτρικού ρεύματος, λαμβάνουμε ότι οι 25 προηγούμενες τιμές έχουν κάποια συσχέτιση με την εκάστοτε που μελετάμε, οπότε είναι ένα χαρακτηριστικό που το μοντέλο μας θα πρέπει να λάβει υπόψη.

Παρόλα αυτά, θα ήταν προτιμότερο να επιλέξουμε συγκεκριμένες τιμές σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές για να πετύχουμε μεγαλύτερη ακρίβεια και να δώσουμε την απαραίτητη έμφαση όπου απαιτείται. Παρακάτω περιλαμβάνετε ένας πίνακας με το cross correlation μεταξύ του price actual που θα προβλέψουμε και όλων των υπολοίπων χαρακτηριστικών στο dataset.

price actual	1.000000
price day ahead	0.732155
generation fossil hard coal	0.465637
generation fossil gas	0.461452
total load actual	0.435253
generation fossil brown coal/lignite	0.363993
generation fossil oil	0.285050
generation other renewable	0.255551
pressure_Barcelona	0.249177
pressure_Bilbao	0.194063
generation waste	0.168710
generation biomass	0.142671
temp_min_Valencia	0.133141
pressure_Valencia	0.109812
temp_min_Barcelona	0.103726
generation other	0.099914
generation solar	0.098529
temp_max_Madrid	0.096279
temp_Valencia	0.090505
pressure_Seville	0.090162
temp_Madrid	0.087995
temp_Barcelona	0.085857
humidity_Valencia	0.078819
temp_min_Seville	0.077296
temp_max_Bilbao	0.076766
temp_min_Bilbao	0.074776
temp_Bilbao	0.073018
generation hydro water reservoir	0.071910
temp_max_Barcelona	0.068936
temp_min_Madrid	0.066777
temp_Seville	0.050274
temp_max_Valencia	0.047478
clouds_all_Valencia	0.040055
pressure_Madrid	0.018756
snow_3h_Bilbao	0.014920
rain_1h_Valencia	0.012049
snow_3h_Valencia	0.007461
temp_max_Seville	0.003253
humidity_Bilbao	-0.000450
snow_3h_Madrid	-0.008427
rain_1h_Madrid	-0.027137
clouds_all_Barcelona	-0.027599
rain_1h_Seville	-0.034887
humidity_Barcelona	-0.037682
generation nuclear	-0.053016
rain_1h_Barcelona	-0.055130
humidity_Madrid	-0.064668
wind_speed_Seville	-0.078469
rain_1h_Bilbao	-0.078806
clouds_all_Madrid	-0.079415

Σχήμα 3.18: *Cross Correlation* μεταξύ *price actual* και των υπολοίπων χαρακτηριστικών

Στην παραπάνω εικόνα μπορούμε να δούμε μερικές πολύ ενδιαφέρουσες συσχετίσεις μεταξύ της τιμής του ηλεκτρικού ρεύματος που θέλουμε να προβλέψουμε και των άλλων χαρακτηριστικών του dataset. Για παράδειγμα βλέπουμε ότι υπάρχει συσχέτιση μεταξύ της τιμής του ρεύματος με τις μονάδες παραγωγής από λιγνίτη και από καύσιμα ενώ στον αντίποδα δεν υπάρχει καμία συσχέτισή με την ταχύτητα του ανέμου και την υγρασία. Τέκος για λόγους πληρότητας, θα δούμε την συσχέτιση μεταξύ όλων των χαρακτηριστικών του dataset.



Σχήμα 3.19: Συσχετίσεις μεταξύ όλων των χαρακτηριστικών

Με μια προσεκτική ματιά, παρατηρούμε ότι πέρα από τη παραγωγή ενέργειας από τους ορυκτούς πόρους τα στοιχεία με την μεγαλύτερη συσχέτιση αφορούν τα καιρικά δεδομένα, οπότε δεν είναι στο πλαίσιο της έρευνας που κάνουμε.

3.4 Feature Engineering

Feature Engineering είναι η διαδικασία κατά την οποία χρησιμοποιούμε την εμπειρία και την γνώση μας πάνω στα δεδομένα για να εξάγουμε περισσότερα χαρακτηριστικά[27]. Σκοπός είναι να χρησιμοποιήσουμε αυτά τα χαρακτηριστικά για να βελτιώσουμε την απόδοση της διαδικασίας της μάθησης σε σχέση με το να βάλουμε τα ακατέργαστα δεδομένα.

Αρχικά θα αναλύσουμε τις χρονικές τιμές σε ώρα, ημέρα (καθημερινή ή σαββατοκύριακο) και μήνα. Αυτό το κάνουμε διότι τις εργάσιμες ώρες και ημέρες η κατανάλωση είναι λογικό να αυξάνεται σε σχέση με τις ώρες που δεν λειτουργούν τα καταστήματα. Αυτές οι μέρες και

ώρες είναι Δευτέρα με Παρασκευή καθώς 9 με 13:00 και 16:00 με 20:00 (ανάμεσα υπάρχει η καθιερωμένη για τους Ισπανούς siesta).

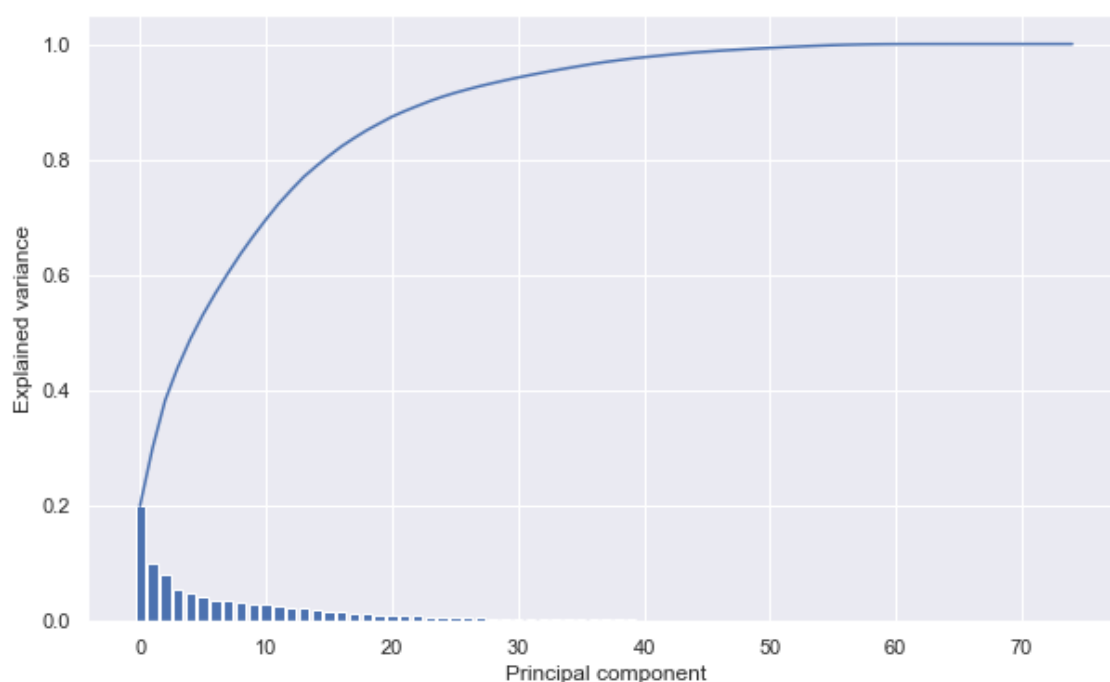
Για να μειώσουμε τις διαστάσεις και το μέγεθος του dataset θα ορίσουμε την διαφορά της μέγιστης με την ελάχιστη τιμή και θα ορίσουμε ένα νέο feature στην θέση των 2 προηγούμενων. Επίσης παρατηρήσαμε υψηλή συσχέτιση μεταξύ των θερμοκρασιών στις πόλεις που μελετάμε, για αυτό λοιπόν θα προσπαθήσουμε να φτιάξουμε μία σταθμική θερμοκρασία η οποία θα λαμβάνει υπόψιν και τον πληθυσμό της κάθε πόλης.

Πόλη	Πληθυσμός
Μαδρίτη	6,155,116
Βαρκελώνη	5,179,243
Βαλένθια	1,645,342
Σεβίλλη	1,305,342
Μπιλμπάο	987,000

Πίνακας 3.1: Πληθυσμός των πόλεων της Ισπανίας που μελετάμε[3]

3.4.1 Επιλογή Χαρακτηριστικών

Σε αυτό το σημείο θα επιλέξουμε τα δεδομένα που θα ταΐσουμε το μοντέλο για την πρόβλεψη του ηλεκτρικού ρεύματος. Αρχικά χωρίζουμε το Train Set και Test Set. Θα επιλέξουμε μια αναλογία 75% - 25% για δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής. Ξεχωρίζουμε την μεταβλητή που ερευνούμε, σε Test Labels και Train Labels. Έπειτα εφαρμόζουμε μια κανονικοποίηση στα δεδομένα να κυμαίνονται στην κλίμακα του 0 ~ 1. Εφαρμόζουμε PCA ανάλυση στα δεδομένα και προκύπτουν 16 τελικά χαρακτηριστικά για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο.



Σχήμα 3.20: PCA ανάλυση των δεδομένων

Κεφάλαιο 4

Προβλέψεις

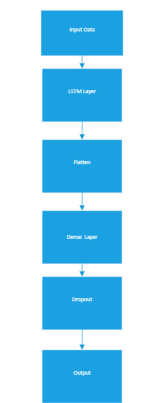
Στο κεφάλαιο αυτό θα παρατηρήσουμε την συμπεριφορά των μοντέλων μας και θα επιλέξουμε αυτό που έχει τις μικρότερες αποκλίσεις με τις πραγματικές τιμές.

4.1 Εισαγωγή

Αφού ολοκληρώσαμε την προ-επεξεργασία των δεδομένων, είναι η στιγμή να κάνουμε τις απαραίτητες προετοιμασίες στα μοντέλα που θα κάνουν τις προβλέψεις μας. Να επισημάνουμε ότι χρησιμοποιούμε την βιβλιοθήκη Tensorflow 1.6 της Google[28] για τις προβλέψεις και τις διαδικασίες που υλοποιούνται. Επίσης έχουμε κάποια κοινά χαρακτηριστικά για όλα τα μοντέλα που θα μας απασχολήσουν. Αυτά είναι ότι το μέγεθος της παρτίδας θα είναι 32, το μέγεθος του buffer είναι ίσο με 1000. Η συνάρτηση ελαχιστοποίησης δηλαδή η μετρική που το νευρωνικό θα προσπαθεί να ελαχιστοποιεί στην διάρκεια της εκπαίδευσής θα είναι αυτή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE). Παράλληλα για να έχουμε μια καλύτερη εικόνα των προβλέψεων θα παρατηρούμε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (M) και την ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Τέλος θεωρούμε ότι η εκπαίδευση λήγει αν φτάσουμε στον απαιτούμενο αριθμό εποχών ή αν έχουμε την ίδια τιμή για την loss function σε 5 iterations του αλγορίθμου.

4.2 LSTM

Για το LSTM έχουμε αρχικά την εξής αρχιτεκτονική:

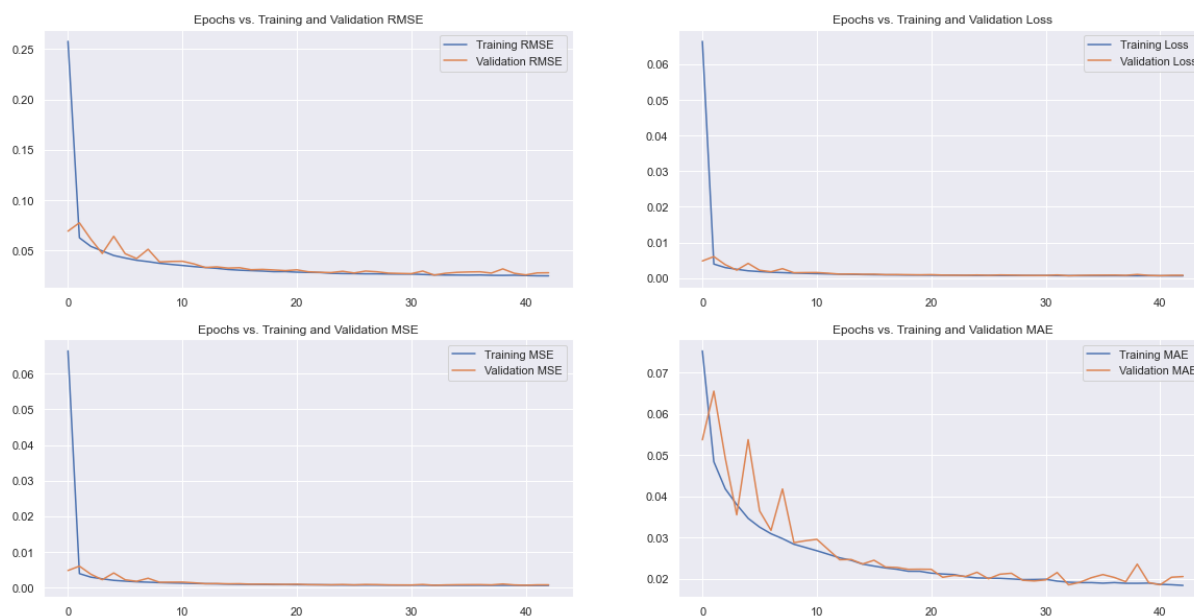


Σχήμα 4.1: Αρχιτεκτονική LSTM

Επειδή τις παραπάνω έννοιες θα τις συναντήσουμε παρακάτω καλό είναι να τις αναλύσουμε κιόλας. Αρχικά, το LSTM Layer περιέχει την τοπολογία του LSTM. Έπειτα το επίπεδο Flatten μετατρέπει την πατρίδα (batch) σε μία ακολουθία δεδομένων μεγέθους ($batchsize, 1$). Το επίπεδο Dense κάνει της εξής διαδικασία :

$$output = activation(dot(input, kernel) + bias) \quad (4.1)$$

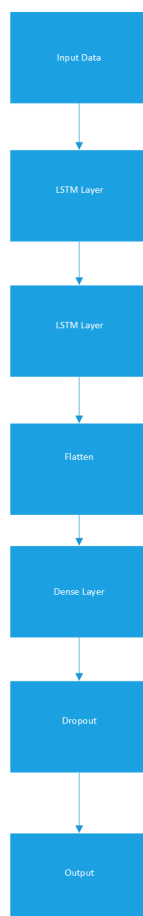
Όπου ορίζουμε ως activation την συνάρτηση ενεργοποίησης που έχει οριστεί προηγουμένως (εδώ ReLU), ως input τα δεδομένα που βάζουμε στο νευρωνικό, ως kernel θεωρούμε τον πίνακα βαρών που έχει το δίκτυο εκείνη την στιγμή και ως bias αν έχουμε ορίσει μια σταθερά. Τέλος το Dropout Layer τυχαία θέτει μερικές τυχαίες μονάδες εισόδου σε 0, ώστε να αποφύγουμε το overfitting. Τρέχουμε το μοντέλο για 100 εποχές ή μέχρι να ενεργοποιηθεί το early stoppage.



Σχήμα 4.2: Μερικές του LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές

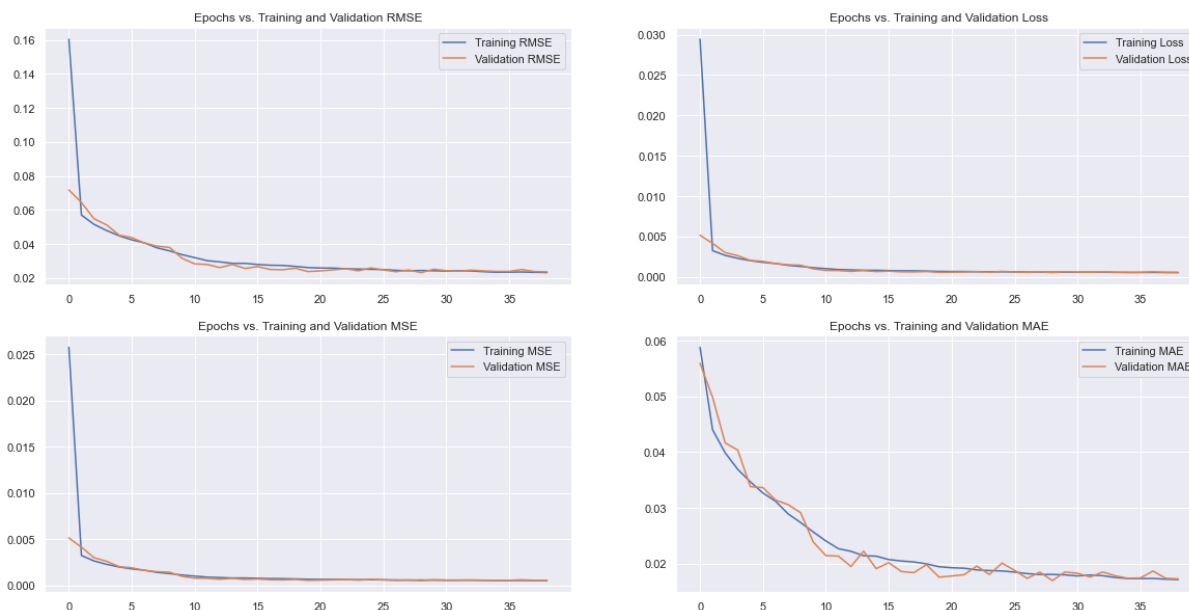
4.3 Stacked LSTM

Η αρχιτεκτονική παραμένει ίδια με την προηγούμενη προσέγγιση, με μόνη διαφορά την προσθήκη ενός ακόμα δικτύου σε βάθος. Αυτό κάνει το νέο μοντέλο πιο περίπλοκο και ικανό να βρει περισσότερα patterns, με αντίτιμο βέβαια να έχει μεγαλύτερο χρόνο εκπαίδευσής και να κάνει overfit μερικές συμπεριφορές.



Σχήμα 4.3: Αρχιτεκτονική του *Stacked LSTM*

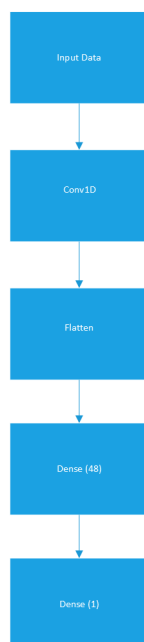
Με αυτή την αρχιτεκτονική παρατηρούμε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με το απλό LSTM όπως φαίνεται και στο παρακάτω διάγραμμα.



Σχήμα 4.4: Μετρικές του Stacked LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές

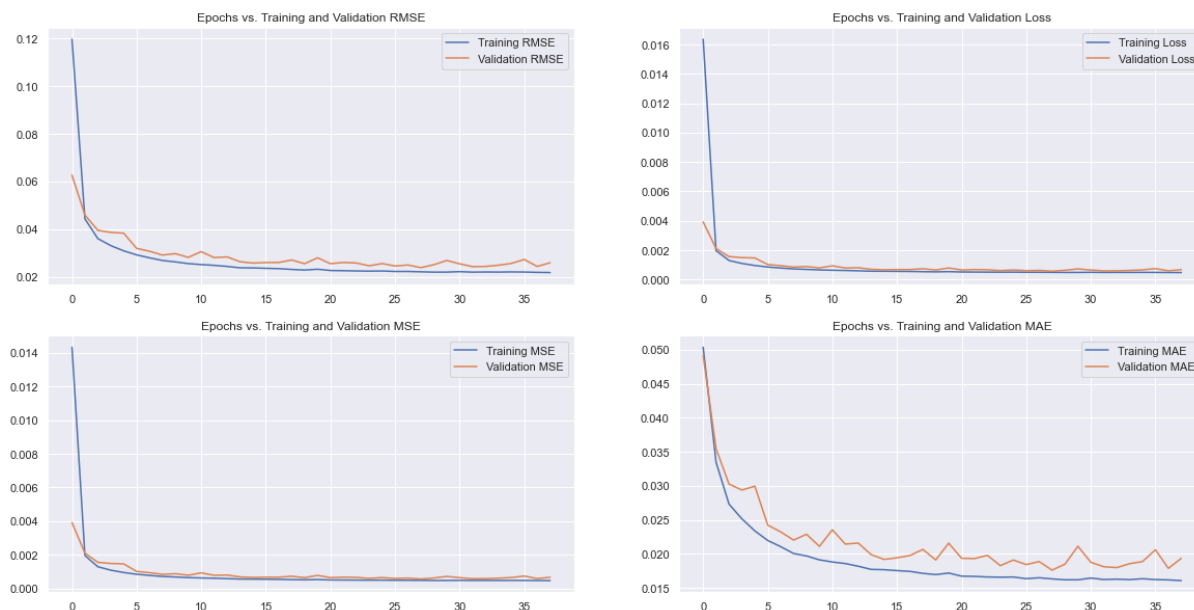
4.4 CNN

Σε αυτό το μοντέλο, χρησιμοποιούμε ένα μονοδιάστατο συνελκτικό δίκτυο για τις προβλέψεις μας με 48 εξόδους, μέγεθος παραθύρου 2 και συνάρτηση ενεργοποίησής την ReLU. Χρησιμοποιούμε τα γνωστά Flatten και τα Dense Layers.



Σχήμα 4.5: Αρχιτεκτονική του CNN

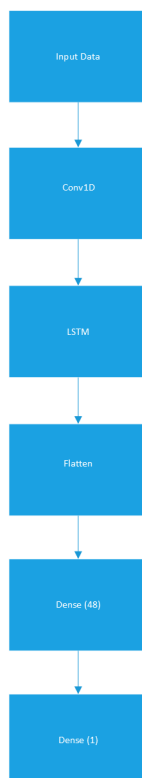
Και οι μετρικές αυτού του μοντέλου κατά την διάρκεια της εκτέλεσης του.



Σχήμα 4.6: Μετρικές του CNN σε συνάρτηση με τις εποχές

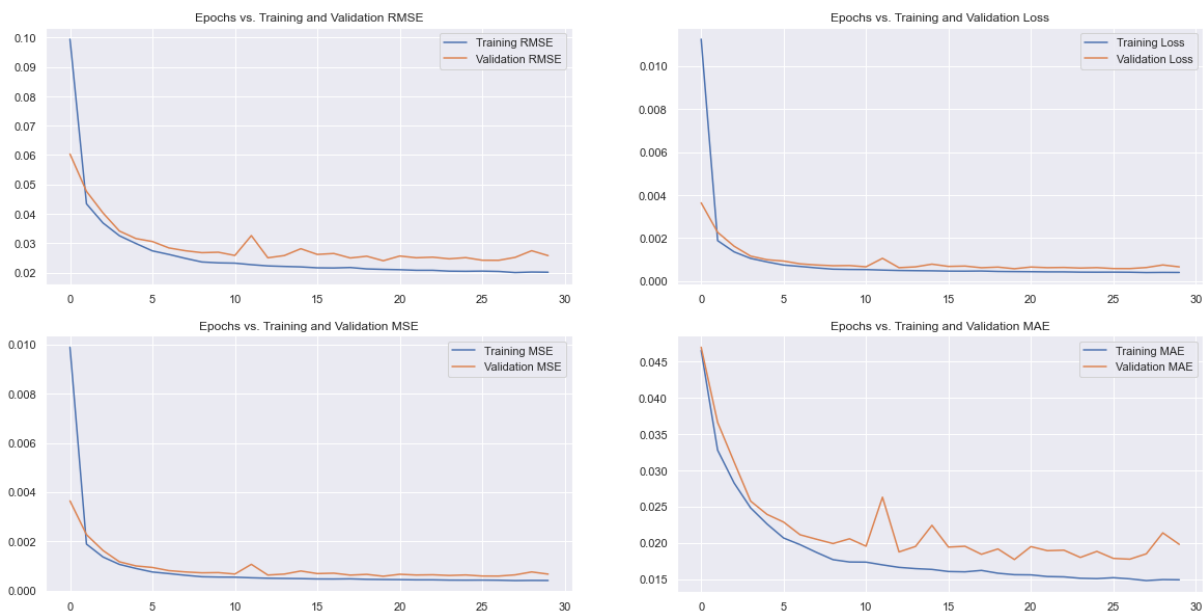
4.5 CNN - LSTM

Σε αυτή την αρχιτεκτονική συνδυάζουμε το συνελκτικό δίκτυο με ένα επίπεδο LSTM. Παρακάτω παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική.



Σχήμα 4.7: Αρχιτεκτονική του CNN - LSTM

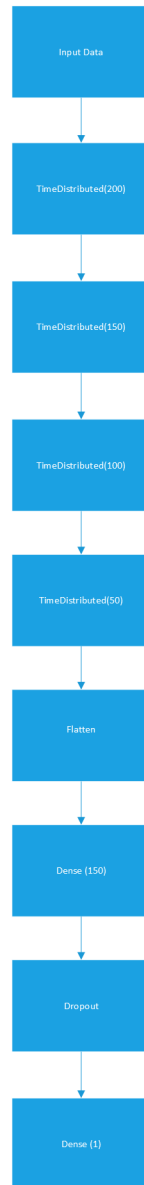
Και οι μετρικές αυτού του μοντέλου κατά την διάρκεια της εκτέλεσης του.



Σχήμα 4.8: Μετρικές του CNN - LSTM σε συνάρτηση με τις εποχές

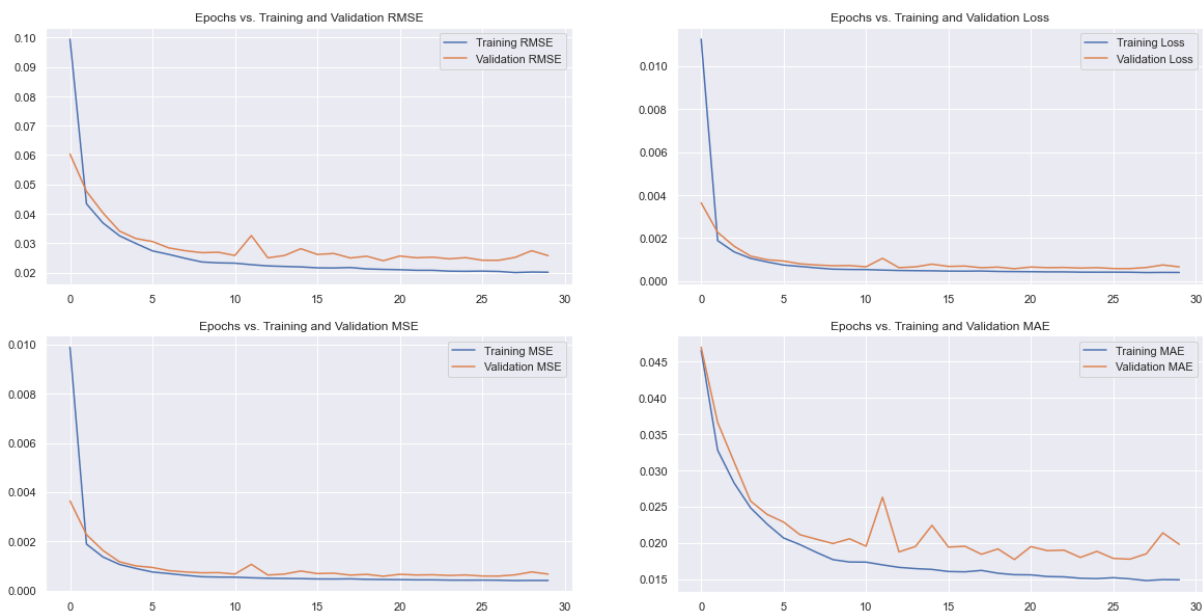
4.6 Time Distributed MLP

Το δίκτυο MLP περιέχει το επίπεδο TimeDistributed που είναι πρακτικά ένας πλήρης συνδεδεμένο δίκτυο νευρώνων ανάλογα με το μέγεθος που του έχουμε δώσει. Τα υπόλοιπα στοιχεία του δικτύου έχουν αναλυθεί προηγουμένως.



Σχήμα 4.9: Αρχιτεκτονική του MLP

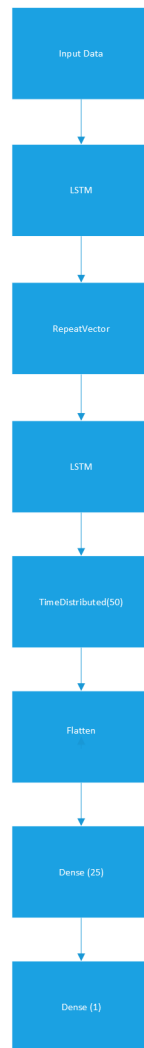
Οι μετρικές κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης.



Σχήμα 4.10: Μερικές του MLP σε συνάρτηση με τις εποχές

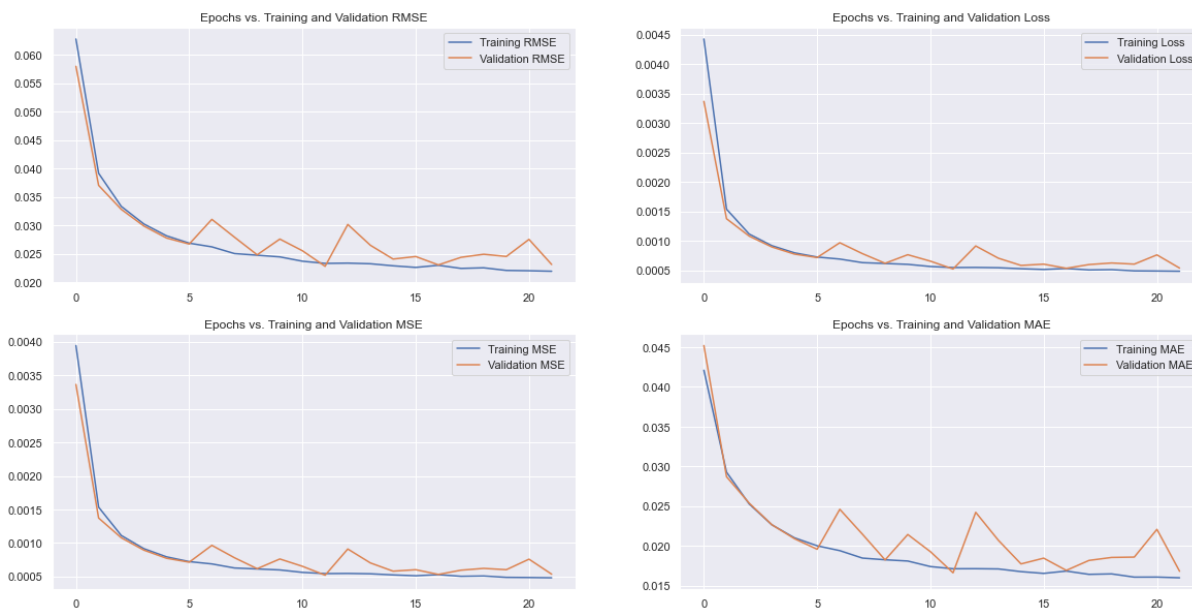
4.7 Encoder - Decoder

Στο τελευταίο μοντέλο που θα εκπαιδεύσουμε προσθέτουμε το μοντέλο των Encoders - Decoders.



Σχήμα 4.11: Αρχιτεκτονική του *Encoder - Decoder*

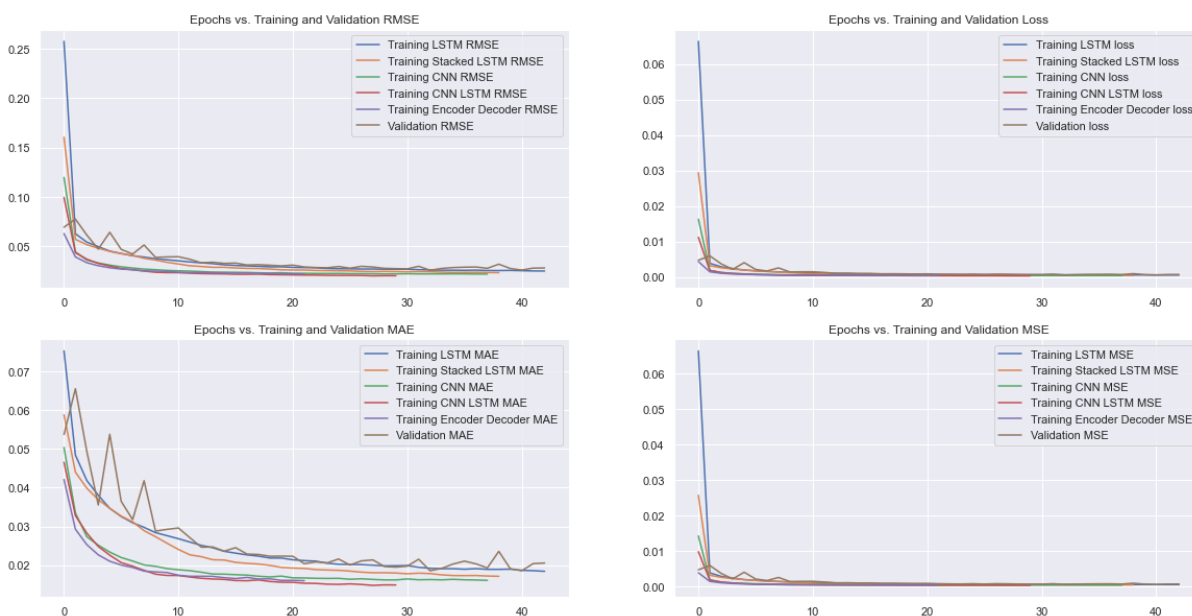
Οι μετρικές κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης.



Σχήμα 4.12: Μεικρές των Encoder - Decoder σε συνάρτηση με τις εποχές

4.8 Αξιολόγηση

Ολοκληρώνοντας την εκπαίδευσή όλων των μοντέλων αρχικά συγκεντρώνουμε τα διαγράμματα των μετρικών μας για να τα αναλύσουμε και να βρούμε το βέλτιστο για το πρόβλημα που μελετάμε.



Σχήμα 4.13: Μεικρές όλων των πειραμάτων που πραγματοποιήσαμε

Για να έχουμε και μια καλύτερη εικόνα θα κάνουμε και έναν συγκεντρωτικό πίνακα των αποτελεσμάτων:

Πίνακας Αποτελεσμάτων				
Predictor	RMSE	MSE	MAE	Χρόνος Εκτέλεσης
LSTM	0.0249	$6.2282 \cdot 10^{-4}$	0.0186	10m 58.6s
Stacked LSTM	0.0233	$5.4073 \cdot 10^{-4}$	0.0233	34m 50.8s
CNN	0.0218	$4.7734 \cdot 10^{-4}$	0.0161	1m 11.5s
CNN - LSTM	0.0201	$4.0466 \cdot 10^{-4}$	0.0149	6m 7s
MLP	0.0212	$4.4920 \cdot 10^{-4}$	0.0160	2m 19s
Enc - Dec	0.0219	$4.8142 \cdot 10^{-4}$	0.0160	4m 56s

Παρατηρούμε ότι και τα 5 μοντέλα έχουν πολύ καλές επιδόσεις. Βέβαια με βάση τα αποτελέσματα παρατηρούμε ότι ενώ τα LSTM μοντέλα ενδεικνύονται για πρόβλεψη χρονοσειρών, δεν αποδίδουν στο πρόβλημά μας. Σε όλες τις μετρικές έχουν τα μεγαλύτερα σφάλματα αλλά και χρειάζονται τον περισσότερο χρόνο για να τρέξουν. Βέβαια τα συνελκτικά δίκτυα παρόλο που είναι για εικόνες, έχουν πολύ καλή επίδοση στο συγκεκριμένο dataset. Σε συνδυασμό με το LSTM προσφέρουν τις καλύτερες επιδόσεις στις μετρικές που τους έχουμε ορίσει. Βέβαια στο πρόβλημα που μελετάμε, σημασία έχει και η ταχύτητα οπότε θα θεωρήσουμε μια υβριδική λύση. Για τις περιόδους που έχουμε μεγάλη κίνηση και ανάγκη για να έχουμε τα δεδομένα μας γρήγορα, θα χρησιμοποιούμε την προσέγγιση με το Time Multilayer Perceptron όπου και έχουν πολύ καλή ταχύτητα αλλά δεν έχει την ακρίβεια του CNN - LSTM ενώ σε περιόδους χαμηλής κινητικότητας θα έχουμε την καλύτερη λύση με CNN - LSTM.

Κεφάλαιο 5

Διαχείριση Στόλου Υβριδικών Αυτοκινήτων

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται ο ορισμός του τρόπου προσέγγισης του προβλήματος Demand Side Management of PHEV Fleet . Με βάση την δουλειά της Classen[5] που είναι και το σημείο αναφοράς αυτής της ανάλυσης.

5.1 Εισαγωγή

Η προσέγγιση που θα ακολουθήσουμε χρησιμοποιεί agents για να υλοποιήσει το Demand Side Management για την ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης ενός στόλου υβριδικών οχημάτων. Σε αυτή την προσέγγιση, ο PHEV agent αντιπροσωπεύει τα υβριδικά οχήματα σε οικιακό επίπεδο, ενώ ο PHEV fleet agent αντιπροσωπεύει τον πάροχο ηλεκτρικής ενέργειας, όπου εποπτικά διαχειρίζεται όλα τα οχήματα του στόλου. Ο κάθε πράκτορας έχει τους ακόλουθους στόχους:

- PHEV Agent
Φορτίζει όλα τα υβριδικά οχήματα πριν την ώρα αναχώρησής τους, ακολουθώντας όμως τους τοπικούς περιορισμούς του δικτύου.
- PHEV Fleet Agent
Φορτίζει τον στόλο των υβριδικών οχημάτων με σκοπό να ελαχιστοποιήσει το κόστος για την παροχή ενέργειας.

Για να πάρουμε υπόψιν όλους τους ατομικούς περιορισμούς για κάθε όχημα, ενώ παράλληλα ελαχιστοποιούμε τα κόστη παροχής ηλεκτρικής ενέργειας, οι πράκτορες (agents) πρέπει να συγχρονίζονται σε 3 βήματα. Στο πρώτο βήμα οι τοπικοί περιορισμοί για κάθε όχημα συσσωρεύονται και προκύπτουν οι συνολικοί για το στόλο. Στο δεύτερο βήμα, οι συσσωρευμένοι περιορισμοί χρησιμοποιούνται με σκοπό να υπολογιστεί ένα συνολικό πλάνο φόρτισης για όλον τον στόλο των υβριδικών οχημάτων, το οποίο ελαχιστοποιεί το κόστος για την ενέργεια που απαιτείται. Στο τρίτο και τελευταίο βήμα, με ένα σήμα ελέγχου, μοιράζουμε την ενέργεια που έχει προκύψει για αυτή την χρονική στιγμή σε όλα τα αμάξια του grid.

5.2 Συγκέντρωση Περιορισμών

Σκοπός αυτού του βήματος είναι να ενημερώσει τον Fleet Agent σχετικά με τα συλλογικούς περιορισμούς του στόλου των οχημάτων. Αυτοί οι περιορισμοί χωρίζονται σε 2 κατηγο-

ρίες, τους περιορισμούς ενέργειας και τους περιορισμούς ισχύς. Οι περιορισμοί ενέργειας περιγράφουν μέχρι πόση ενέργεια μπορεί να μεταφερθεί στην διάρκεια κάποιας χρονικής στιγμής, ενώ οι περιορισμοί ισχύος εκφράζουν τον ρυθμό φόρτισης των υβριδικών οχημάτων.

Για κάθε όχημα, την χρονική στιγμή $t = 0$ οι περιορισμοί της ενέργειας περιγράφονται σχετικά με τον χρόνο αναχώρησης ${}^i t_{dep}$ και την απαιτούμενη ενέργεια:

$${}^i E_t = 0 \quad \forall t \in 0 \quad (5.1)$$

$${}^i E_t = {}^i E_{req} \quad \forall t \in \{t_{dep}^t\} \quad (5.2)$$

$${}^i E_{t+1} = {}^i E_t + {}^i P_t \Delta t \quad \forall t \in \{0, \dots, t_{dep}^t\} \quad (5.3)$$

$$0 \leq {}^i P_t \leq {}^i P_{max} \quad \forall t \in \{0, \dots, t_{dep}^t\} \quad (5.4)$$

$$\forall i \in \mathcal{F}_{c,0}$$

Όπου:

- ${}^i E^{req}$ είναι η ενέργεια που ένα PHEV χρειάζεται για να φορτίσει από την χρονική στιγμή 0 έως την t_{dep} .
- ${}^i E^{req}$ είναι η μέγιστη ενέργεια με την οποία ένα PHEV μπορεί να φορτίσει σύμφωνα με τις προδιαγραφές του κατασκευαστή, τους περιορισμούς του grid κλπ.

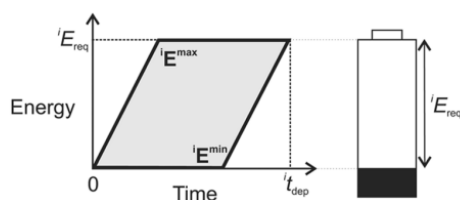
Οι παραπάνω περιορισμοί μπορούν να μας οδηγήσουν στην δημιουργία δύο διανυσμάτων για την ενέργεια του εκάστοτε αυτοκινήτου που περιγράφονται ως εξής:

$${}^i E^{max} = \{ {}^i E_t^{max} \mid {}^i E_t^{max} = \min({}^i P^{max} t, {}^i E^{req}), \quad t \in \{0, \dots, t_{dep}\} \quad (5.5)$$

$${}^i E^{min} = \{ {}^i E_t^{min} \mid {}^i E_t^{min} = \max({}^i E^{req} - {}^i P^{max}(t_{dep} - t), 0), \quad t \in \{0, \dots, t_{dep}\} \quad (5.6)$$

$$\forall i \in \mathcal{F}_{c,0}$$

Γραφικά τα παρακάτω διανύσματα αποτυπώνονται ως εξής:



Σχήμα 5.1: Το χωρίο που περιέχεται ανάμεσα στα 2 διανύσματα είναι οι πιθανές τιμές ενέργειας του εκάστοτε αυτοκινήτου.

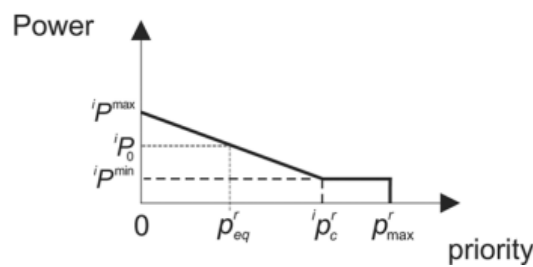
Επιπλέον, κάθε όχημα περιέχει και μια προτεραιότητα, με την οποία θα φορτίσει. Αυτή η πιθανότητα εξαρτάται από την ώρα άφιξης του αλλά και από την ισχύς, δηλαδή με τον ρυθμό που μπορεί να πάρει ενέργεια κάθε όχημα, που εξαρτάται από την εταιρία του, το έτος κυκλοφορίας κα. Η απεικόνισή του είναι η παρακάτω.

$${}^i f_d(p^r) = \begin{cases} {}^i P^{max} - {}^i p^r \left(\frac{{}^i P^{max}}{{}^i p_c^r} \right) & 0 \leq p^r \leq {}^i p_c^r \\ 0 & {}^i p_c^r \leq p^r \leq {}^i p_{max}^r \end{cases} \quad (5.7)$$

$${}^i P^{dem} = \{ {}^i P_{p_r}^{dem} | {}^i P_{p_r}^{dem} = {}^i f_d(p^r), \forall p_r \in 0, \dots, p_{max}^r \}$$

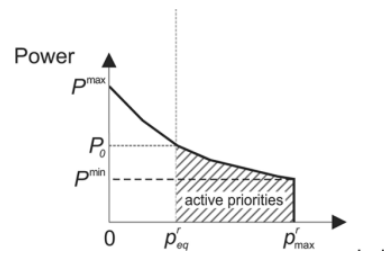
$$\forall i \in \mathcal{F}_{c,0} \quad (5.8)$$

Η απεικόνισή της συνάρτησης προτεραιότητας είναι η ακόλουθη.

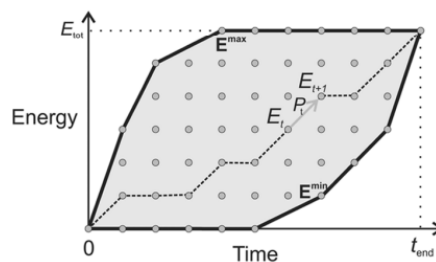


Σχήμα 5.2: Η συνάρτηση της προτεραιότητας, όπως περιγράφηκε στην εξίσωση 5.7

Όπου ${}^i p_c^r$ είναι η γωνιακή προτεραιότητα, που θα την αναλύσουμε παρακάτω. Ολοκληρώνουμε το βήμα αυτό λοιπόν συναθροίζοντας όλους τους περιορισμούς ενέργειας, ισχύς και προτεραιοτήτων. Εποπτικά τα aggregated σχήματα της ενέργειας και των προτεραιοτήτων είναι τα ακόλουθα.



Σχήμα 5.3: Η aggregated συνάρτηση της προτεραιότητας, για όλα τα οχήματα στο grid



Σχήμα 5.4: Η aggregated συνάρτηση της ενέργειας, για όλα τα οχήματα στο grid

5.3 Επίλυση του προβλήματος

Σκοπός αυτού του βήματος είναι ο καθορισμός ενός συλλογικού πλάνου φόρτισης του στόλου των υβριδικών οχημάτων για ένα συγκεκριμένο χρονικό παράθυρο. Το κόστος του μοντέλου για την φόρτιση του στόλου των υβριδικών οχημάτων εξαρτάται από το business model του παραγωγού ηλεκτρικής ενέργειας. Μεταξύ άλλων, το κόστος του μοντέλου περιέχει κόστη μεταφοράς, παραγωγής, κόστη από την αγοραπωλησία ενέργεια κλπ. Γενικά τα κόστη αυτά καθορίζουν την συνάρτηση κόστους C την οποία και θα ελαχιστοποιήσουμε, με βάση τους περιορισμούς που είχαμε στο προηγούμενο βήμα. Το πρόβλημά μας λοιπόν ανάγεται σε πρόβλημα ελαχιστοποίησης ως εξής.

$$\min_{\mathbf{P}} C(\mathbf{P}) \quad (5.9)$$

όπου ισχύει:

$$0 \leq P^t \leq P^{limit} \quad \forall t \in \{0, \dots, t_{end}^t\} \quad (5.10)$$

$$E_t^{min} \leq E_t \leq E_t^{max} \quad \forall t \in \{0, \dots, t_{end}^t\} \quad (5.11)$$

$$E_{t+1} = E_t + P_t \Delta t \quad \forall t \in \{0, \dots, t_{dep}^t\} \quad (5.12)$$

Όπου t_{end} είναι το τελευταίο διάστημα άφιξης για όλα τα οχήματα καθώς και P^{limit} όπου είναι το άνω όριο για να μην φτάσεις το δίκτυο σε υπερφόρτωση. Το αποτέλεσμα του προβλήματος αυτό είναι ένα διάνυσμα \mathbf{P} , το οποίο καθορίζει τις τιμές φόρτισης για τον στόλο των υβριδικών οχημάτων. Είναι σημαντικό επίσης να αναφέρουμε ότι η μορφή της αντικειμενικής συνάρτησης C , καθορίζει και την προσέγγιση που θα έχουμε στο πρόβλημα (δυναμικό προγραμματισμό, quadratic programming, κλπ). Σε αυτή την εργασία, θα υλοποιήσουμε και τον δυναμικό προγραμματισμό, αλλά και τον τετραγωνικό για λόγους πληρότητας.

Για να λύσουμε λοιπόν το πρόβλημα με αυτές τις μεθόδους, αναδιατυπώνουμε το πρόβλημα ως ένα δυναμικό πρόβλημα λήψης αποφάσεων σε αβέβαιο περιβάλλον (Dynamic Decision problem under uncertainty). Γενικά ένα δυναμικό πρόβλημα έχει έναν χώρο κατάστασης Σ και έναν χώρο αποφάσεων Δ . Για το πρόβλημα του στόλου των υβριδικών οχημάτων ο χώρος κατάστασης είναι όλες οι τιμές που μπορεί να λάβει η ενέργεια που απαιτείται για να φορτίσει ο στόλος των υβριδικών οχημάτων για μια χρονική στιγμή t . Ο χώρος κατάστασης είναι φραγμένος από τα E_{max} και E_{min} όπως βλέπουμε από την εξίσωση 5.11. Ο χώρος αποφάσεων καθορίζεται από έναν αριθμό αποφάσεων $P_t \in \mathcal{D}$. Σε κάθε ενεργειακή κατάσταση, E_t , μια απόφαση P_t μεταφέρει την κατάσταση E_t στην επόμενη, E_{t+1} , όπως φαίνεται και στο γράφημα 5.4. Ο χώρος αποφάσεων φράζεται από την P^{limit} όπως βλέπουμε και στην 5.10.

Αναδιατυπώνοντας την συνάρτηση κόστους, προκύπτει μία αναδρομική εξίσωση Bellman

$$V(E_t) = \min_{a_t} \{F(E_t, a_t) + V(E_{t+1})\} \quad (5.13)$$

Όπου F είναι η τιμή της ενέργειας a_t στην κατάσταση E_t . Χρησιμοποιώντας αναδρομή, βρίσκουμε την λύση στο πρόβλημα της φόρτισης του στόλου των υβριδικών οχημάτων, που

είναι ένα διάνυσμα ενεργειών, που για κάθε χρονική στιγμή δηλώνει την ενέργεια που θα μοιραστεί το σύστημα.

$$P_{ctrl} = \{P_0, P_1, P_2, \dots, P_{t_{end}-1}\} \quad (5.14)$$

Από αυτές τις τιμές έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η πρώτη τιμή του διανύσματος P_0 διότι με αυτήν τιμή μπορούμε να ελέγξουμε σε πραγματικό χρόνο τον στόλο των υβριδικών οχημάτων.

5.4 Έλεγχος σε πραγματικό χρόνο

Σκοπός αυτού του βήματος είναι να μοιράσουμε την τιμή P_0 στον στόλο των PHEVs. Για αυτό το βήμα θα υλοποιήσουμε 2 μεθόδους.

Άπληστα

Σε αυτή την προσέγγιση, θα φορτίζουμε τα οχήματα με βάση τον χρόνο αναχώρησης τους, δηλαδή όσο πιο σύντομα είναι να φύγει κάποιο τόσο πιο σύντομα θα το φορτίσουμε με την απαιτούμενη ενέργεια. Για αυτή την υλοποίησή χρησιμοποιούμε μια priority queue όπου με βάση την ώρα αναχώρησης γίνεται η ταξινόμηση. Σε κάθε βήμα λοιπόν, φορτίζουμε με όση ενέργεια έχουμε διαθέσιμη από το δεύτερο βήμα τα οχήματα με τον τρόπο που προαναφέραμε.

Με χρήση προτεραιοτήτων

Σε αυτή την προσέγγιση θα ορίσουμε μια ευριστική, η οποία καθορίζει την κλίση της συνάρτησης ζήτησης. Μεγαλύτερες κλίσεις στην συνάρτηση ζήτησης μεταφράζονται σε μεγαλύτερη ανάγκη για φόρτιση άρα και μεγαλύτερη ανάγκη για υψηλή προτεραιότητα.

$$iP_c^r = \frac{iE^{max}}{i t_{dep}^i P^{max}} \quad (5.15)$$

Όλες οι παράμετροι για την τιμή αυτή είναι γνωστές από το πρώτο βήμα. Τέλος, κατανέμουμε την ενέργεια σε κάθε όχημα ως εξής:

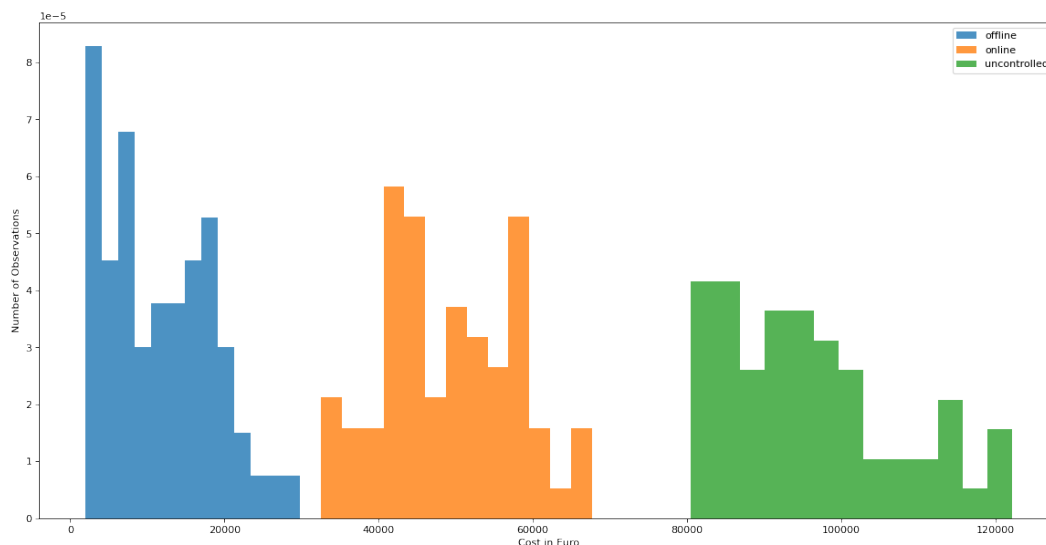
$$p_{eq}^r = \arg \min_{p^r=0, \dots, P^{max}} |P_{p^r}^{dem} - P_0| \quad (5.16)$$

Συνεπώς, αυτή η προτεραιότητα ισορροπίας στέλνεται σαν σήμα σε κάθε PHEV Agent. Αφού λάβει κάθε πράκτορας την τιμή αυτή προσπαθεί να την ταιριάξει με κάποια τιμή από τους περιορισμούς προτεραιότητας που έχει. Αν η τιμή αυτή είναι κάτω από την τιμή ισορροπίας, θα φορτίσει με το ελάχιστο, iP^{min} αλλιώς θα λάβει μια τιμή ανάμεσα στο iP^{min} και το iP^{max} .

5.5 Συμπεράσματα

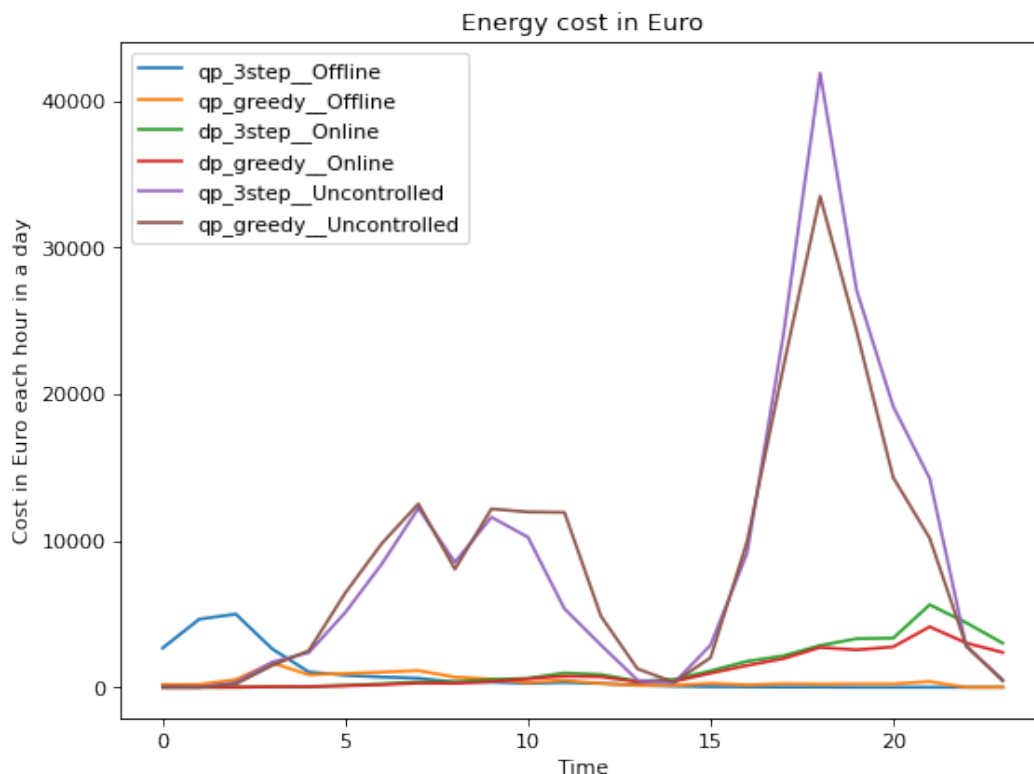
Αρχικά θα μελετήσουμε την συμπεριφορά του Online αλγορίθμου που προτείνουμε με 2 άλλες benchmark λύσεις που έχουμε υλοποιήσει. Αρχικά ο Offline, ο οποίος έχει άπειρο ορίζοντα βελτιστοποίησης, δηλαδή έχει την πρότερη γνώση όλων των δεδομένων για το χρονικό

διάστημα που μελετάμε και καθορίζει το πλάνο φόρτισης εξ' αρχής για όλη την διάρκεια του πειράματος. Έπειτα υλοποιήσαμε έναν uncontrolled charging αλγόριθμο ο οποίος φορτίζει χωρίς να έχει καμία γνώση για το μέλλον και τις τιμές του ρεύματος που θα ακολουθήσουν. Μια προσομοίωση με την μέθοδο Monte Carlo για να έχουμε μια καλή εικόνα των διαφορών στον κόστος της κάθε προσέγγισης.



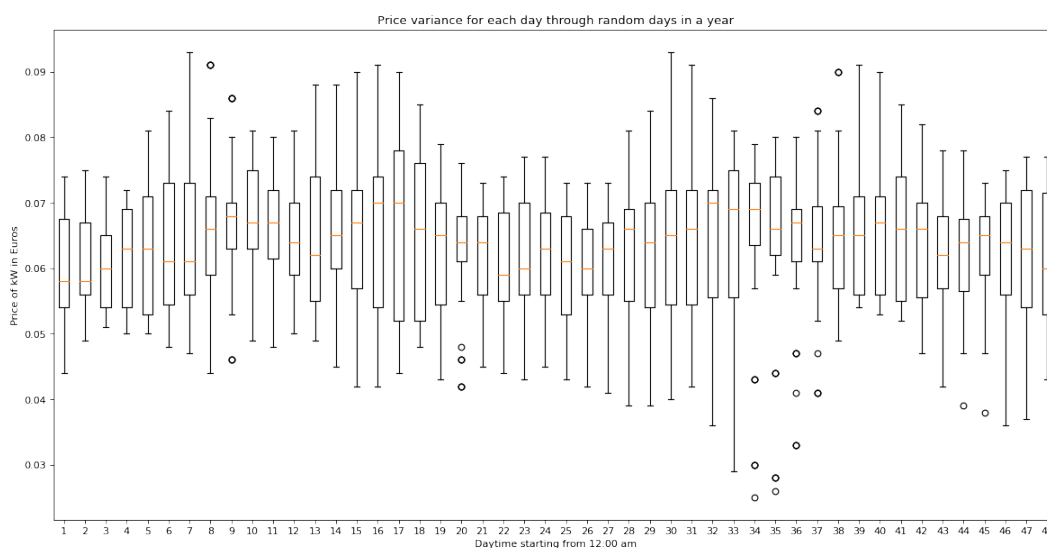
Σχήμα 5.5: Ιστόγραμμα του κόστους συναρτήσει των προσομοιώσεων που έγιναν.

Παρατηρούμε ότι το διάγραμμα επαληθεύει τις προβλέψεις μας. Αν και για το συνολικό κόστος όπως είδαμε και πριν παίζει ρόλο η εποχή, ο καιρός κλπ, στις προσομοιώσεις μας διατηρήσαμε ένα σταθερό σύνολο οχημάτων που θα εξυπηρετηθούν κατά την διάρκεια της προσομοίωσης (400 - 420 οχήματα). Ξεκινώντας, πράγματι η Offline προσέγγιση είναι η οικονομικότερη, διότι γνωρίζοντας όλα τα οχήματα και τις τιμές του ηλεκτρικού ρεύματος από την αρχή μπορεί να σχεδιαστεί το βέλτιστο πλάνο φόρτισης. Έπειτα στην Online προσέγγιση, γνωρίζουμε την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος αλλά αγνοούμε τα νέα οχήματα που θα έρθουν στο grid. Τέλος στην Uncontrolled προσέγγιση δεν γνωρίζουμε ούτε την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος στην επόμενη χρονική στιγμή ούτε τα οχήματα που θα έρθουν στο grid μας κατά το επόμενο στιγμιότυπο του αλγορίθμου. Για να έχουμε μια καλύτερη εικόνα θα δούμε πως αποδίδει η κάθε προσέγγιση κατά την διάρκεια μιας ημέρας.

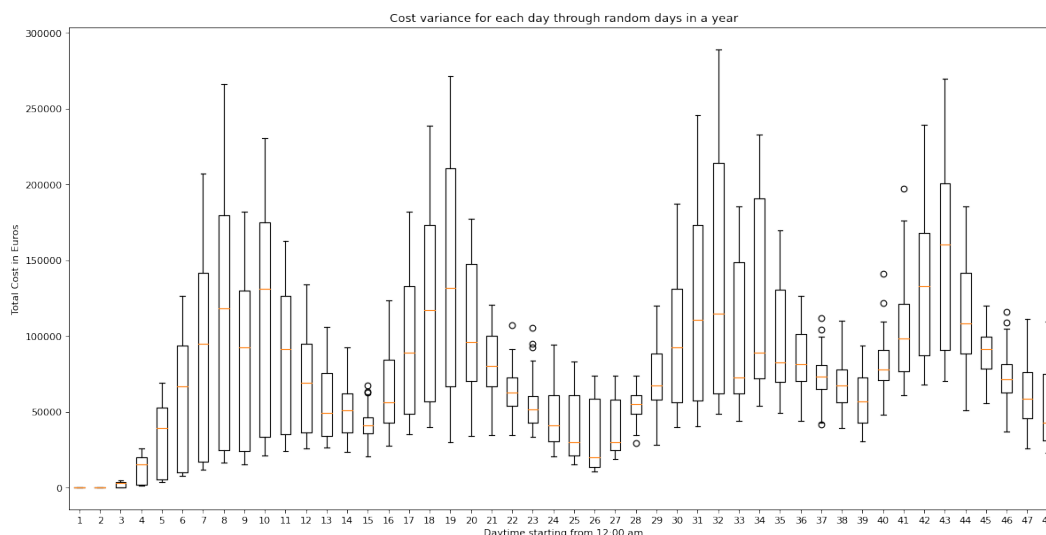


Σχήμα 5.6: Σύγκριση των προσεγγίσεων κατά την διάρκεια ενός πειράματος

Όπως περιμέναμε, στην αρχή του αλγορίθμου που είναι στις 12 : 00 φορτίζει ο Offline αλγόριθμος επειδή τότε έχουμε την χαμηλότερη τιμή στο ηλεκτρικό ρεύμα. Επίσης παρατηρούμε την τεράστια 'σπατάλη' που έχει ο αλγόριθμος με την αλόγιστη φόρτιση. Από την άλλη ο Online αλγόριθμος ακολουθεί τα μοτίβα της τιμής του ηλεκτρικού ρεύματος. Παρακάτω θα δούμε 2 boxplots με την τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος αλλά και το κόστος που έχει ανά ώρα διατηρώντας σταθερά τα οχήματα που εξυπηρετούνται την προσομοίωση.



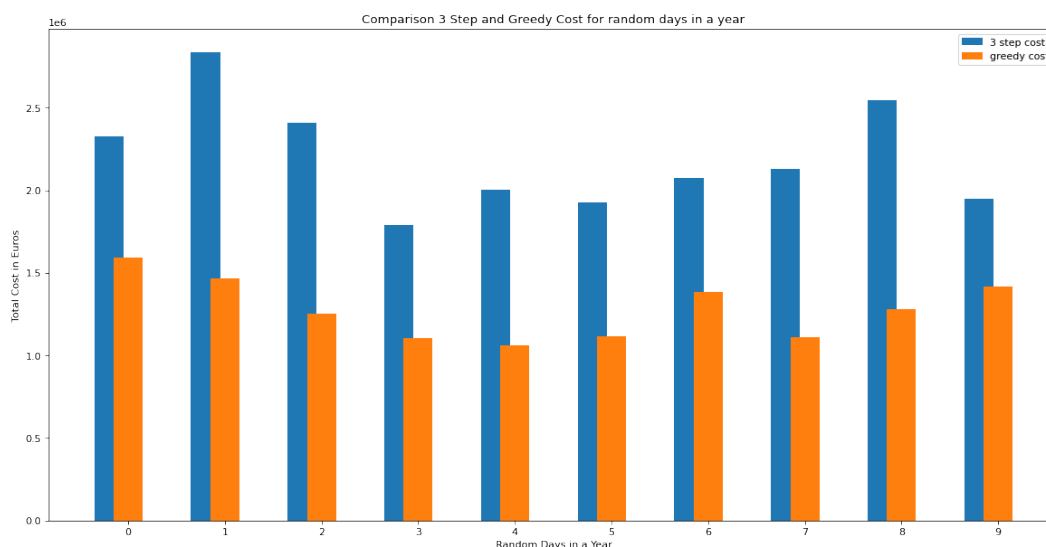
Σχήμα 5.7: *Boxplot* της τιμής του ρεύματος κατά την διάρκεια των προσομοιώσεων σε ένα χρόνο



Σχήμα 5.8: Barplot της τιμής του κόστους κατά την διάρκεια των προσομοιώσεων σε ένα χρόνο

Παρατηρούμε όπως περιμέναμε, μεγαλύτερες τιμές ρεύματος στις ώρες αιχμής (9 πμ - 3μμ και 5 μμ - 9 μμ) αντίστοιχα όμως είναι και οι τιμές του συνολικού κόστους. Επίσης φαίνεται ότι ο online αλγόριθμος προσπαθεί να αποσυμφορήσει τις peak hours και να εξισορροπήσει το κόστος τους τις χρονικές εκείνες περιόδους που δεν έχουμε μεγάλη ζήτηση για ηλεκτρικό ρεύμα.

Τέλος θα επικεντρωθούμε στην κατάτμηση της ηλεκτρικής ενέργειας και στις 2 προσεγγίσεις που αξιολογούμε, την άπληστη και την ευριστική. Αρχικά θα τις αξιολογήσουμε ως προς το κόστος.

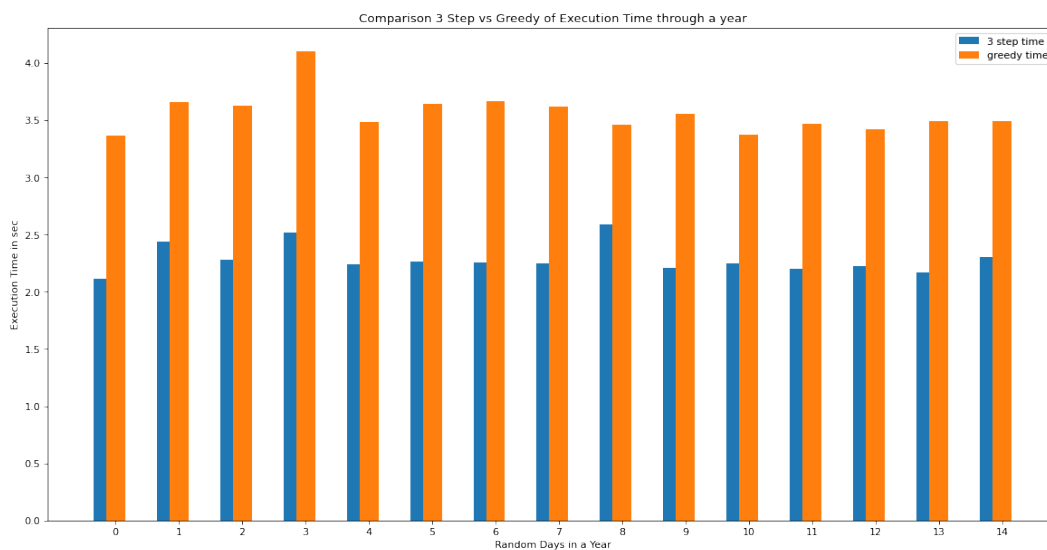


Σχήμα 5.9: Σύγκριση κόστους της άπληστης και της ευριστικής μεθόδου σε τυχαίες προσομοιώσεις

Από το παραπάνω διάγραμμα φαίνεται ότι το κόστος της άπληστης μεθόδου είναι καλύτερο σε σχέση με την ευριστική που περιγράψαμε. Η συμπεριφορά αυτή δικαιολογείται καθώς έχουμε κάνει την παραδοχή να μην αφήνουμε κανένα όχημα αφόρτιστο δηλαδή επιλύσιμο.

Για να μπορέσει όμως το πρόβλημα να είναι επιλύσιμο, βάζουμε μια δικλίδα ασφαλείας για την φόρτιση, ότι αν η ευριστική προτεραιότητα είναι λιγότερη από μια τιμή που έχουμε ορίσει, θα φορτίζει το όχι με μια P_{min} η οποία είναι στο πείραμά μας ίση με 3.5 kW . Αυτή η επιπλέον φόρτιση, μπορεί να μας αυξήσει το κόστος όπως και βλέπουμε στο 5.9.

Από την άλλη, ο αλγόριθμος με την ευριστική είναι γρηγορότερος από τον άπληστο. Παρά το ότι η διαφορά είναι $1.5 - 2 \text{ sec}$ σε αυτό το είδος των προβλημάτων μας νοιάζει η ταχύτητα. Η ευριστική προσέγγιση έχει διαφορά της τάξεως του $35 - 40\%$ που όσο και να θέλουμε δεν μπορούμε να την αμελήσουμε.



Σχήμα 5.10: Σύγκριση χρόνου εκτέλεσης της άπληστης και της ευριστικής μεθόδου σε τυχαίες προσομοιώσεις

Μέρος **III**

Επίλογος

Επίλογος

6.1 Συμπεράσματα

Τα ηλεκτρικά και τα υβριδικά οχήματα μπαίνουν όλο και περισσότερο στην καθημερινότητά μας. Αυτό μας οδηγεί προς την κατεύθυνση να μελετήσουμε τις συμπεριφορές τους, όχι μόνο στο επίπεδο του οχήματος αλλά και του smart grid και του στόλου των οχημάτων αυτών, καθώς πλέον είναι ένα υπολογίσιμο ποσοστό της κατανάλωσης ηλεκτρικού ρεύματος σε μια πόλη. Με αυτήν την βάση, υλοποιήσαμε την παρακάτω εφαρμογή, με σκοπό την ελαχιστοποίηση του κόστους φόρτισης ενός στόλου σε μια περιοχή. Συγκρίνοντας τις μεθόδους λοιπόν καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι είναι απαραίτητη η ύπαρξη Online αλγορίθμων για την ενορχήστρωση πλάνων φόρτισης σε πραγματικό χρόνο. Παρά το ότι τα αποτελέσματα διαφέρουν σε σχέση με τις Offline προσεγγίσεις ακόμα πιστεύουμε ότι είμαστε προς τον σωστό δρόμο όσον αναφορά την αποδοτικότερη φόρτιση ενός στόλου υβριδικών οχημάτων.

6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Το πρόβλημα επιδέχεται αρκετές μελλοντικές επεκτάσεις.

- Αρχικά μπορούμε να δημιουργήσουμε μια πλατφόρμα με τρόπους που αξιοποιούν το Demand Side Management και για το κομμάτι που αφορά την φόρτιση του στόλου υβριδικών οχημάτων να είναι η κύρια προσέγγιση.
- Μπορούμε να το επεκτίσουμε σε Multiagent System, δηλαδή να έχουμε πολλούς πράκτορες όπου παράλληλα να επιλύουν το πρόβλημα εξοικονομώντας πολύτιμο χρόνο στην επίλυση του προβλήματος real-time.
- Περαιτέρω ανάλυση των ευριστικών, ώστε να επετύχουμε τιμές κόστους όσο πιο κοντά γίνεται στην Offline μέθοδο.

Παραρτήματα

Βιβλιογραφία

- [1] Aston Zhang, Zachary C. Lipton, Mu Li και Alexander J. Smola. *Dive into Deep Learning*. 2021.
- [2] Peter Slowik, Nicholas Lutsey και Chih Wei Hsu. *How technology, recycling, and policy can mitigate supply risks to the long-term transition to zero-emission vehicles*, 2020.
- [3] *Spain Population*. https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_metropolitan_areas_in_Spain. Ημερομηνία πρόσβασης: 26-1-2022.
- [4] ACEApublication team. *Making the transition to zero-emission mobility - 2020 progress report*. ACEA Driving Mobility for Europe, σελίδες 6-7, 2020.
- [5] Stijn Vandael, Bert Claessens, Maarten Hommelberg, Tom Holvoet και Geert Deconinck. *A Scalable Three-Step Approach for Demand Side Management of Plug-in Hybrid Vehicles*. *IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID*, 4(2):720 - 728, 2012.
- [6] James A. Anderson. *An Introduction to Neural Networks*. MIT Press, Reading, Massachusetts, 5η έκδοση, 1995.
- [7] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe και Halbert White. *Multilayer feedforward networks are universal approximators*. *Guggenheim Foundation and by National Science Foundation Grant*, Wien, Austria, 2003.
- [8] Alex Graves, Navdeep Jaitly και Abdel rahman Mohamed. *Hybrid speech recognition with Deep Bidirectional LSTM*. 2013.
- [9] Tara N. Sainath, Abdelrahman Mohamed, Brian Kingsbury και Bhuvana Ramabhadran. *Deep convolutional neural networks for LVCSR*. *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, σελίδες 8614-8618, 2013.
- [10] Ilya Sutskever, Oriol Vinyals και Quoc V. Le. *Sequence to Sequence Learning with Neural Networks*, 2014.
- [11] *Marco Del Pra, Time Series Forecasting with Deep Learning and Attention Mechanism*. <https://towardsdatascience.com/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 10-01-2021.
- [12] *Frequently Asked Questions*. https://intellectual-property-helpdesk.ec.europa.eu/regional-helpdesks/european-ip-helpdesk/europe-frequently-asked-questions_en. Ημερομηνία πρόσβασης: 13-11-2021.

- [13] Jennie C. Stephens, Elizabeth J. Wilson και Tarla Rai Peterson. *Smart Grid (R)Evolution: Electric Power Struggles*. Cambridge University Press, 2015.
- [14] *Office of Electricity Delivery Energy Reliability*. <http://energy.gov/oe/services/technology-development/smart-grid>. Ημερομηνία πρόσβασης: 23-12-21.
- [15] *The History of the Electric Car*. <http://energy.gov/articles/history-electric-car>. Ημερομηνία πρόσβασης: 23-12-21.
- [16] Doug Saucedo et al. *Discussion of the Benefits and Impacts of Plug-In Hybrid and Battery Electric Vehicles*. *Electric Power Research Institute*, 32(9):183–194, 2014.
- [17] Ali Keyhani και Muhammad Marwali. *Smart Power Grids*. Springer, 1η έκδοση, 2011.
- [18] Simona Onori, Lorenzo Serrao και Giorgio Rizzoni. *Hybrid Electric Vehicles, Energy Management Strategies*. Springer, 1η έκδοση, 2016.
- [19] Maria Ortiz, Olatz Ukar, Filipe Azevedo και Arantza Múgica. *Price forecasting and validation in the Spanish electricity market using forecasts as input data*. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 77:123–127, 2016.
- [20] *Weather Data*. <https://openweathermap.org/api>. Ημερομηνία πρόσβασης: 13-1-2022.
- [21] *Energy Data*. <https://transparency.entsoe.eu/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 13-1-2022.
- [22] *Wiki Vinus*. [https://en.wikipedia.org/wiki/Orders_of_magnitude_\(pressure\)#cite_note-67](https://en.wikipedia.org/wiki/Orders_of_magnitude_(pressure)#cite_note-67). Ημερομηνία πρόσβασης: 23-1-2022.
- [23] *Texnikes Provlepsewn*. <https://www.fsu.gr/el/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 24-1-2022.
- [24] JohnW. Galbraith και Victoria Zinde-Walsh. *On the distributions of Augmented Dickey-Fuller statistics in processes with moving average components*. *Journal of Econometrics*, 93(1):25–47, 1999.
- [25] *Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?* *Journal of Econometrics*, 54(1):159–178, 1992.
- [26] Eranga De Saa και Lochandaka Ranathunga. *Comparison between ARIMA and Deep Learning Models for Temperature Forecasting*, 2020.
- [27] Pedro Domingos. *A Few Useful Things to Know about Machine Learning*. *Commun. ACM*, 55(10):78–87, 2012.
- [28] *Tensorflow*. <https://www.tensorflow.org/>. Ημερομηνία πρόσβασης: 27-1-2022.

Συντομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια

PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicle
ANN	Artificial Neural Networks
ReLU	Rectified Linear Unit
MLP	Multilayer Perceptrons
LSTM	Long-Short Term Memory
CNN	Convolutional Neural Network
NaN	Not a Number
MSE	Mean Squared Error
RMSE	Root Mean Squared Error
MAE	Mean Absolute Error

Απόδοση ξενόγλωσσων όρων

Απόδοση

Ευφυές Δίκτυο
Διαχείριση από την πλευρά ζήτησης
Αλγόριθμος τριών σταδίων
Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
Πόλωση
συνάρτηση ενεργοποίησης
κρυφό επίπεδο
Δίκτυα Μακράς Βραχυπρόθεσμης Μνήμης
Πύλη Εξόδου
Πύλη Εισόδου
Πύλη Λήθης
Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο
Συνελικτικό Στρώμα
Αλληλοσυσχέτιση
Στρώματα Συγκέντρωσης
Παράθυρο Συγκέντρωσης
Συγκέντρωση Μεγιστοποίησης
Συγκέντρωση Μέσης Τιμής
Χαρτογράφηση ακολουθίας προς ακολουθία
Κωδικοποιητής
Διάνυσμα Περιβάλλοντος
Αποκωδικοποιητής
Ενδιαφερόμενοι
Γραμμική Παρεμβολή
Εποχικά Μοτίβα
Αποσύνθεση Χρονοσειράς
Μονάδα Ρίζας
Αυτοσυσχέτιση
Μερική Αυτοσυσχέτιση
Διασταυρούμενη Συσχέτιση
Σύνολο Εκπαίδευσης
Σύνολο Δοκιμής
Πράκτορας
Ουρά Προτεραιότητας

Ξενόγλωσσος όρος

Smart Grid
Demand Side Management
3 Step Approach
Artificial Neural Networks
Bias
activation function
hidden layer
Long-Short Term Memory
Output Gate
Input Gate
Forget Gate
Convolutional Neural Network
Convolutional Layer
Cross Correlation
Pooling Layers
Pooling Window
Maximum Pooling
Average Pooling
Sequence to Sequence Mapping
Encoder
Context Vector
Decoder
Stackholders
Linear Interpolation
Seasonal Patterns
Decomposition
Unit Root
Autocorrelation
Partial Autocorrelation
Cross Correlation
Train Set
Test Set
Agent
Priority Queue

