



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ  
ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Ανάπτυξη λογισμικού για διερεύνηση πρόβλεψης  
τιμών αγορών ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση  
τεχνικών μηχανικής μάθησης**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Απόστολος Χ. Καραγεωργόπουλος

Επιβλέπων : Βασίλειος Βεσκούκης  
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Μάρτιος 2021





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ  
ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**Ανάπτυξη λογισμικού για διερεύνηση πρόβλεψης  
τιμών αγορών ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση  
τεχνικών μηχανικής μάθησης**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Απόστολος Χ. Καραγεωργόπουλος

**Επιβλέπων :** Βασίλειος Βεσκούκης  
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 22η Μαρτίου 2021.

.....  
Βεσκούκης Βασίλειος  
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Παπασπύρου Νικόλαος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....  
Χατζηαργυρίου Νικόλαος  
Καθηγητής Ε.Μ.

Αθήνα, Μάρτιος 2021

.....  
Απόστολος Χ. Καραγεωργόπουλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π

Copyright © Απόστολος Χ. Καραγεωργόπουλος, 2021

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## Περίληψη

Η ορθή πρόβλεψη της συμπεριφοράς της τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης είναι ιδιαίτερα σημαντική για τις μονάδες παραγωγής και την στρατηγική που θα επιλέξουν να διαθέσουν την ηλεκτρική ενέργεια που παράγουν, καθώς και για όλες τις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης για τη διασφάλιση των ομαλών συναλλαγών στο σύστημα. Μια βελτιωμένη στρατηγική πρόβλεψης μπορεί να βοηθήσει εταιρείες παραγωγής ενέργειας να ανταποκριθούν στην ισορροπία ζήτησης/προσφοράς, αποφεύγοντας ζημίες και αναπτύσσοντας κέρδη. Σε αυτή την διπλωματική εργασία, δεδομένα που συλλέχθηκαν από το Ευρωπαϊκό Δίκτυο των Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ENTSO-E) για την περίπτωση της Ολλανδίας χρησιμοποιούνται για την κατασκευή προβλέψεων της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας και της συμπεριφοράς της τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης. Τα δεδομένα αποθηκεύονται και φιλτράρονται από κατάλληλες μεθόδους προεπεξεργασίας για την διασφάλιση της ποιότητάς τους. Για τη δημιουργία προβλέψεων μελετώνται και υλοποιούνται διάφορα μοντέλα βαθιάς μηχανικής μάθησης, εστιάζοντας κυρίως σε αναδρομικά δίκτυα LSTM και στα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN). Γίνεται πειραματισμός και αξιολόγηση σε σχέση με την επιλογή και το πλήθος των δεδομένων εισόδου, την αποδοτικότητα των μοντέλων, καθώς και ως προς τον αριθμό των ημερών που λαμβάνονται υπόψη για την πρόβλεψη.

## Λέξεις κλειδιά

Αγορά Ενέργειας Εξισορρόπησης, Μηχανική Μάθηση, Πρόβλεψη Χρονοσειρών, Νευρωνικά δίκτυα, Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα, LSTM, CNN

# Abstract

Proper forecasting of balancing price behavior in the electricity market is particularly important for the generation units and the strategy that they choose to dispose the electrical energy that they produce, as well as for all the countries in the European Union in order to ensure the smooth conduct of transactions in the system. An improved forecasting strategy can help energy production companies meet the competition by avoiding losses and increasing profit. In this diploma thesis, data collected from European Network of Transmission System Operators for Electricity (ENTSO-E) for the case of Netherlands, are used to predict the day-ahead price and the balancing price behavior. The data are collected and filtered with proper preprocessing methods in order to ensure their quality. To generate predictions, various machine learning models are studied and implemented, focusing on Long-Short Term Memory Networks (LSTM) and convolutional neural networks (CNN). Experiments are conducted and evaluation is performed in relation to the choosing and the quantity of the data, the efficiency of the models, as well as the number of days that are taken into account in the forecast.

## Keywords

Balancing Energy Market, Machine Learning, Time Series Forecasting, Neural Networks, Deep Neural Networks, LSTM, CNN

## Ευχαριστίες

Ευχαριστώ θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή αυτής της διπλωματικής εργασίας, κύριο Βεσκούκη Βασίλη για την συνεχή καθοδήγηση και την αμέριστη εμπιστοσύνη που μου έδειξε. Ευχαριστώ επίσης, τον Υποψήφιο Διδάκτορα Γιώργο Παπακυριακόπουλο για τις συμβουλές και τις ιδέες που παρείχε καθώς και τα μέλη της επιτροπής, κύριο Παπασπύρου Νικόλαο και κύριο Χατζηαργυρίου Νικόλαο. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καλούς φίλους και συμφοιτητές μου Σταύρο, Λεωνίδα και Χάρη, με τους οποίους πέρασα ευχάριστα και δημιουργικά αυτά τα φοιτητικά χρόνια. Τέλος, το πιο μεγάλο ευχαριστώ πηγαίνει στους γονείς μου, Μαρία και Μπάμπη, που με τη συνεχή στήριξη και την αδιαπραγμάτευτη πίστη τους σε μένα βοήθησαν στην απερίσπαστη ενασχόληση μου με τις σπουδές.





# Περιεχόμενα

<b>Περίληψη</b>	<b>5</b>
<b>Abstract</b>	<b>6</b>
<b>Ευχαριστίες</b>	<b>7</b>
<b>Περιεχόμενα</b>	<b>9</b>
<b>Κατάλογος Σχημάτων &amp; Πινάκων</b>	<b>11</b>
<b>Εισαγωγή</b>	<b>14</b>
1.1 Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας	15
1.1.1 Λόγοι Δημιουργίας Ανταγωνιστικών Αγορών Ηλεκτρικής Ενέργειας	15
1.1.2 Συναλλαγές στις Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας	16
1.1.2.1 Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market) και η Αγορά Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης (Future Market)	16
1.1.2.2 Η Προημερήσια Αγορά (Day-Ahead Market)	16
1.1.2.3 Η Ενδοημερήσια Αγορά (Intraday Market)	17
1.1.2.3 Η Αγορά Εξισορρόπησης ή Πραγματικού Χρόνου (Balancing or Real-Time Market)	17
1.1.3 Συμμετέχοντες στις Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας	17
1.2 Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ευρώπη	18
1.2.1 Μοντέλο Στόχος στην Ελλάδα	19
1.3 Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market)	22
1.4 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης	25
1.4.1 Καταγραφή Βιβλιογραφίας	26
<b>Μηχανική Μάθηση</b>	<b>28</b>
2.1 Είδη Μηχανικής Μάθησης	28
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα	30
2.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	30
2.2.2 Συναρτήσεις ενεργοποίησης	31
2.2.2.1 Σιγμοειδής	32
2.2.2.2 Υπερβολική εφαπτομένη (tanh)	33
2.2.2.3 Softmax	34
2.2.2.4 Rectified Linear Unit (ReLU)	34
2.2.2.5 Leaky ReLU & Parametric ReLU (PReLU)	35
2.3 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων	35
2.3.1 Perceptrons ή Feed-Forward Neural Networks	36
2.3.1.1 Τεχνικές βελτιστοποίησης νευρωνικών δικτύων	37
2.3.2 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN)	38
2.3.3 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN)	40
2.3.3.1 Επίπεδο Συνέλιξης (Convolution)	40
2.3.3.2 Μη γραμμικότητα (Non linearity)	41

2.3.3.3 Συγκέντρωση ή Υποδειγματοληψία (Pooling)	41
2.3.3.4 Πλήρως Συνδεδεμένο Επίπεδο	41
2.3.4 Long Short Term Memory Network (LSTM)	42
<b>Συγκέντρωση, Ανάλυση και Προεπεξεργασία Δεδομένων</b>	<b>47</b>
3.1 Επιστήμη των Δεδομένων	47
3.2 Συγκέντρωση Δεδομένων	48
3.2.1 Έτοιμα Δεδομένα	48
3.2.2 Δεδομένα που προέκυψαν μετά από ανάλυση	56
3.3 Οπτικοποίηση Δεδομένων	58
3.4 Τροποποίηση Δεδομένων	60
3.5 Διαχωρισμός σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου	66
3.6 Προεπεξεργασία Δεδομένων	66
3.6.1 Απουσιάζουσες τιμές χαρακτηριστικών	67
3.6.2 Μετατροπή Κατηγορικών Μεταβλητών	68
3.6.3 Μείωση διαστάσεων εισόδου με επιλογή χαρακτηριστικών	68
3.6.4 Κανονικοποίηση χαρακτηριστικών	69
<b>Εκτιμήσεις και Αποτελέσματα Μοντέλων</b>	<b>73</b>
4.1 Μετρικές για την αξιολόγηση των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης	73
4.2 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας	74
4.3 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης	78
4.4 Εκτίμηση Τάσης της Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης	85
<b>Συμπεράσματα και Μελλοντική Μελέτη</b>	<b>94</b>
<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>97</b>

# Κατάλογος Σχημάτων & Πινάκων

## Σχήματα

1.1 Χάρτης με όλους τους υποσταθμούς, σταθμούς παραγωγής και γραμμές μεταφοράς στην Ελλάδα σύμφωνα με τον ΑΔΜΗΕ [9].	21
2.1 (α) Βιολογικός νευρώνας του ανθρώπινου εγκεφάλου, (β) Τεχνητός νευρώνας που χρησιμοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα, όπου b ο όρος πόλωσης και F η συνάρτηση ενεργοποίησης.	31
2.2 Σιγμοειδής συνάρτηση $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ .	33
2.3 Υπερβολική εφαπτομένη $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ .	33
2.4 Rectified Linear Unit (ReLU).	34
2.5 Leaky ReLU & Parametric ReLU.	35
2.6 Η δομή ενός πλήρους συνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου.	36
2.7 (Αριστερά) Το αναδρομικό δίκτυο και η συνάρτηση κόστους με τις αναδρομικές συνδέσεις. (Δεξιά) Το ίδιο δίκτυο ξετυλιγμένο στο χρόνο, με τον κάθε κόμβο να σχετίζεται με μία συγκεκριμένη στιγμή στο χρόνο [22].	39
2.8 Σύγκριση average και max pooling με 2x2 φίλτρα.	41
2.9 (Πάνω) Η δομή ενός απλού RNN. (Κάτω) Η δομή ενός απλού LSTM.	42
2.10 Λειτουργία πύλης forget.	44
2.11 Λειτουργία πύλης input.	44
2.12 Λειτουργία πύλης Update.	44
2.13 Λειτουργία πύλης Output.	45
3.1. Ενδεικτικό διάγραμμα με το πραγματικό και το προβλεπόμενο φορτίο της Ολλανδίας για την πρώτη εβδομάδα του 2020.	55
3.2. Ενδεικτικό διάγραμμα με την τιμή Επόμενης Ημέρας της Ολλανδίας για την πρώτη εβδομάδα του 2020.	56
3.3. Use Case της εφαρμογής για την οπτικοποίηση των δεδομένων.	59
3.4. Διάγραμμα ροής για τη μετατροπή των απωλειών σε στήλη με τις απώλειες ανά 15 λεπτά.	63
3.5. Διάγραμμα ροής για τη μετατροπή των διαθέσιμων μονάδων παραγωγής σε στήλη με τις διαθέσιμες μονάδες ανά 15 λεπτά.	65
3.6. Διάγραμμα ροής με την επιλογή των χαρακτηριστικών που έχουν διακύμανση μεγαλύτερη από 0.	69
3.7. Κώδικας που εκτελέστηκε για την κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών με τη μέθοδο μεγίστου-ελαχίστου.	71
4.1. Μετατροπή δεδομένων σε μορφή κατάλληλη για την είσοδο ενός LSTM.	75
4.2. Οι διαφορετικοί τύποι LSTM που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας.	76
4.3. Η αντικατάσταση των πραγματικών τιμών από τις προβλέψεις που δίνονται στον ENTSO-E κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης της τιμής για τις επόμενες 24 ώρες.	76-77
4.4. Οι προβλέψεις της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας του καλύτερου μοντέλου για την περίοδο Ιανουάριος-Απρίλιος 2020. Ο κάτω άξονας αριθμεί τις ώρες για τη συγκεκριμένη περίοδο.	78

4.5. Διάγραμμα ροής για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε σύνολο ελέγχου και εκπαίδευσης.	79
4.6. LSTMs που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης.	81
4.7. Διάγραμμα ροής για τη μετατροπή κατηγορικών χαρακτηριστικών σε δυαδικά.	85
4.8. CNNs που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τάσης της τιμής aFRR Up.	86-87
4.9. Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 12η Απριλίου 2019.	90
4.10. Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 1η Απριλίου 2019.	91
4.11. Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 3η Μαρτίου 2020.	91
4.12. Πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 31η Ιουλίου 2019 και μάλιστα με τη βέλτιστη ακρίβεια (0.927).	92

## Πίνακες

3.1. Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής.	49
3.2. Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας.	49
3.3. Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά.	50
3.4. Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής.	50
3.5. Πραγματικό Συνολικό Φορτίο.	51
3.6. Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο Επόμενης Ημέρας.	51
3.7. Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανα Τύπο Παραγωγής.	52
3.8. Εισαγωγές.	52
3.9. Τιμή Επόμενης Ημέρας	53
3.10. Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης	53
3.11. Τα σύνολα δεδομένων της Ολλανδίας από τον ENTSO-E και ο αριθμός των δειγμάτων τους πριν την επεξεργασία.	54-55
3.12. Στήλες που εξάχθηκαν από τα έτοιμα δεδομένα και ο τρόπος υπολογισμού τους.	57-58
3.13. Οι σημαντικές πληροφορίες που κρατήθηκαν για κάθε σύνολο δεδομένων	60
3.14. Τελικό σύνολο δεδομένων και ο τρόπος που υπολογίστηκε η κάθε στήλη του.	61-62
4.1. Δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου για την πρόβλεψη τιμής Επόμενης Ημέρας	75
4.2. Μετρήσεις και σφάλματα για τα πειράματα για πρόβλεψη της τιμής της Αγοράς Επόμενης Ημέρας για τις επόμενες 24 ώρες για την περίοδο Ιανουάριος-Απρίλιος 2020	77
4.3. Δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου για την πρόβλεψη τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης.	79
4.4. Τα δύο τελικά σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των μοντέλων.	80
4.5. Αποτελέσματα πειραμάτων για την εκτίμηση της τιμής aFRR Up Ολλανδίας.	82-84
4.6. Πίνακας αποτελεσμάτων πρόβλεψης της τάσης της τιμής aFRR Up.	88-89



# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι η ενέργεια που αναφέρεται στην κινητική ενέργεια των κινούμενων ηλεκτρονίων, λόγω της ύπαρξης διαφοράς δυναμικού στα άκρα ενός αγωγού. Καθημερινά, περιβαλλόμαστε από συσκευές που λειτουργούν χάρη στην ηλεκτρική ενέργεια και είναι δύσκολο να φανταστούμε τη ζωή μας σε ένα κόσμο χωρίς αυτήν. Κλείνουμε ένα διακόπτη για να θέσουμε σε λειτουργία ένα λαμπτήρα, την κουζίνα ή τον υπολογιστή, χειριζόμαστε έναν ανελκυστήρα ή γυρνάμε το κλειδί στο αυτοκίνητο για να ξεκινήσει. Σε κάθε μία από τις παραπάνω περιπτώσεις ένα ηλεκτρικό κύκλωμα μετατρέπεται σε κλειστό, οπότε διέρχεται από αυτό ηλεκτρικό ρεύμα που μεταφέρει ενέργεια.

Από όλες τις μορφές ενέργειας, αυτή που επηρέασε περισσότερο τον σύγχρονο πολιτισμό είναι η ηλεκτρική ενέργεια. Αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι των σύγχρονων κοινωνιών κι η συνεχής και άφθονη παροχή της είναι άρρηκτα συνυφασμένη με την ποιότητα ζωής των πολιτών της εκάστοτε χώρας. Στις μέρες μας, έχει γίνει η βασικότερη μορφή ενέργειας για καθημερινή χρήση, με πρώτες ύλες όπως ο άνθρακας, το φυσικό αέριο αλλά τα τελευταία χρόνια και ανανεώσιμες πηγές ενέργειας όπως ο ήλιος και ο άνεμος να χρησιμοποιούνται κυρίως για την παραγωγή της. Λόγοι που συνετέλεσαν στην ταχεία και παγκόσμια εξάπλωση της είναι η ευκολία στη μεταφορά, η ευελιξία, η δυνατότητα μετατροπής της σε άλλες μορφές ενέργειας και η καθαρή μορφή της. Προκύπτει λοιπόν το πρόβλημα της παροχής ηλεκτρικής ενέργειας σε όλους τους πολίτες μιας κοινωνίας. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος απαιτείται η αντιμετώπιση των επιμέρους ζητημάτων της παραγωγής, της μεταφοράς και της διανομής της ηλεκτρικής ενέργειας. Προτού όμως αναλύσουμε ποιοι και πώς έρχονται αντιμέτωποι με αυτά τα ζητήματα, θα πρέπει να αναφερθούμε στις ιδιαιτερότητες της ηλεκτρικής ενέργειας ως αγαθό.[1][2]

- Δεν υπάρχει υποκατάστατο της ηλεκτρικής ενέργειας σαν αγαθό και έτσι οποιαδήποτε διακοπή της συνεχούς παροχής της έχει σημαντικό αντίκτυπο στην οικονομία, τη δημόσια υγεία και την εθνική ασφάλεια.
- Ο ηλεκτρισμός είναι ομοιογενές προϊόν που σημαίνει ότι έχει τα ίδια ποιότικα χαρακτηριστικά για οποιονδήποτε καταναλωτή ανεξαρτήτως της μονάδας παραγωγής από την οποία παράχθηκε.

- Η ηλεκτρική ενέργεια δε μπορεί να αποθηκευτεί οικονομικά σε μεγάλες ποσότητες. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η προσφορά κι επομένως η παραγωγή της να ακολουθούν τη ζήτηση της καθώς δεν υπάρχει άλλος τρόπος αξιοποίησης της.
- Η ηλεκτρική ενέργεια δεν μπορεί να μεταφερθεί σε πακέτα από την περιοχή παραγωγής στην περιοχή κατανάλωσης σε κάθε δεδομένη χρονική στιγμή, καθώς το σύστημα μεταφοράς μπορεί να μεταφέρει περιορισμένη ηλεκτρική ισχύ, η οποία καθορίζεται από τα θερμικά όρια των γραμμών μεταφοράς και τα όρια τάσης και ευστάθειας.

## 1.1 Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας

### 1.1.1 Λόγοι Δημιουργίας Ανταγωνιστικών Αγορών Ηλεκτρικής Ενέργειας

Οι ιδιαιτερότητες της ηλεκτρικής ενέργειας οδήγησαν στην άποψη ότι η βιομηχανία ηλεκτρικής ενέργειας έπρεπε να βασιστεί σε κάθετα ολοκληρωμένες, μονοπωλιακές επιχειρήσεις [1], δηλαδή επιχειρήσεις που έλεγχαν το σύνολο των υπηρεσιών παραγωγής, μεταφοράς και διανομής της ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή η δομή της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας οδήγησε σταδιακά στη μετατροπή των μονοπωλίων αυτών σε πανίσχυρους οργανισμούς με δυνατότητα άσκησης πολιτικής και οικονομικής παρέμβασης. Επιπλέον, τα μονοπώλια δεν είχαν κίνητρο να βελτιώσουν τις υπηρεσίες που παρείχαν στους καταναλωτές ή να μειώσουν τα λειτουργικά τους κόστη, εφόσον είχαν εξασφαλισμένη την κάλυψη των εξόδων τους και την δημιουργία κέρδους, λόγω των κρατικών επιδοτήσεων και των ρυθμιζόμενων τιμολογίων. Για τους παραπάνω λόγους, εμφανίστηκαν οι απελευθερωμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίες θεωρήθηκαν τρόπος επίλυσης αυτών των προβλημάτων του μονοπωλιακού μοντέλου.

## 1.1.2 Συναλλαγές στις Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στις σύγχρονες απελευθερωμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, οι συναλλαγές μεταξύ των συμμετεχόντων (βλ. 1.1.3) γίνονται σε διάφορα χρονικά διαστήματα, από τις μακροπρόθεσμες αγορές ενέργειας μέχρι τις λεγόμενες αγορές πραγματικού χρόνου. Για κάθε χώρα μπορεί να διαφέρουν τα ονόματα ή το πλήθος των κατηγοριών συναλλαγών αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις συναντούμε τις εξής κατηγορίες:

1. Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market) και η Αγορά Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης (Future Market)
2. Η Προημερήσια Αγορά (Day-Ahead Market)
3. Η Ενδοημερήσια Αγορά (Intraday Market)
4. Η Αγορά Εξισορρόπησης ή Πραγματικού Χρόνου (Balancing or Real-Time Market)

Στη συνέχεια, αναλύονται συνοπτικά τα βασικά χαρακτηριστικά των παραπάνω αγορών ηλεκτρικής ενέργειας.

### 1.1.2.1 Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market) και η Αγορά Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης (Future Market)

Στην Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market) πραγματοποιούνται αγοραπωλησίες συμβολαίων ηλεκτρικής ενέργειας, με στόχο την παράδοσή της σε μελλοντικό χρόνο και σε προσυμφωνημένες τιμές. Η Αγορά Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης περιλαμβάνει οποιαδήποτε μελλοντική συναλλαγή μετά από 24 ώρες μέχρι και κάποια χρόνια [3]. Οι παραγωγοί και οι προμηθευτές ψάχνουν για την καλύτερη τιμή σε μακροπρόθεσμες αγορές για μία συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Οι συναλλαγές αυτές γίνονται με τη δημιουργία διμερών συμβολαίων και περιγράφονται με τον όρο *over the counter*, δηλαδή συναλλαγές που πραγματοποιούνται χωρίς την παρουσία κάποιου επιβλέποντος. Οι αγορές αυτές χρησιμεύουν σε περιόδους που η τιμή της ενέργειας είναι έντονα μεταβαλλόμενη (*volatile*).

### 1.1.2.2 Η Προημερήσια Αγορά (Day-Ahead Market)

Αυτή η αγορά επιτρέπει στους συμμετέχοντες να υποβάλλουν παραγγελίες συναλλαγών ηλεκτρικής ενέργειας (για αγορά ή πώληση) με υποχρέωση να εκπληρωθούν την επόμενη ημέρα. Στην Προημερήσια Αγορά, καθορίζονται οι τιμές και οι ποσότητες που πρέπει να παραδοθούν την επόμενη ημέρα.



### 1.1.2.3 Η Ενδοημερήσια Αγορά (Intraday Market)

Μέσω της ενδοημερήσιας αγοράς γίνονται συμπληρωματικές αγορές και πωλήσεις εντός της ίδιας ημέρας παράδοσης και μπορούν να διορθωθούν οι θέσεις της προημερήσιας αγοράς. Ουσιαστικά οι συμμετέχοντες παίρνουν μέρος σε συναλλαγές όσο το δυνατόν πλησιέστερα στον πραγματικό χρόνο. Για αυτό το λόγο, από την ενδοημερήσια αγορά επωφελούνται οι παραγωγοί Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ), καθώς όσο πιο κοντά είναι στην παράδοση τόσο πιο κοντά είναι οι τιμές προβλεπόμενης και πραγματικής παραγωγής.

### 1.1.2.3 Η Αγορά Εξισορρόπησης ή Πραγματικού Χρόνου (Balancing or Real-Time Market)

Στην Αγορά Εξισορρόπησης, σε πραγματικό χρόνο εξισορροπείται η ζήτηση με την διαθέσιμη προσφορά, καλύπτονται διαφορές μεταξύ προβλέψεων και αποτελεσμάτων των προηγούμενων δύο αγορών και της πραγματικής παραγωγής και αποζημιώνονται οι μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας για τη διαθεσιμότητά τους να συμβάλλουν σε αυτή τη διαδικασία εξισορρόπησης. Οι διαφορές αυτές μπορεί να οφείλονται σε βλάβες ή στην κακή πρόβλεψη των ΑΠΕ.

## 1.1.3 Συμμετέχοντες στις Ανταγωνιστικές Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η ορθή και εύρυθμη λειτουργία των ανταγωνιστικών αγορών ηλεκτρικής ενέργειας απαιτεί την παρουσία ορισμένων συμμετεχόντων. Έτσι, οι βασικοί συμμετέχοντες που συναντάμε στις σύγχρονες απελευθερωμένες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας είναι οι εξής[2]:

- **Διαχειριστής της Αγοράς (Market Operator):** Αποτελεί, γενικά, έναν ανεξάρτητο μη κερδοσκοπικό οργανισμό που είναι υπεύθυνος για την οικονομική διαχείριση της αγοράς στο σύνολο της. Ο Διαχειριστής της αγοράς διαχειρίζεται τους κανόνες λειτουργίας της και καθορίζει τις τιμές και τα προγράμματα παραγωγής των μονάδων.
- **Διαχειριστής του Συστήματος (System Operator):** Αποτελεί έναν μη κερδοσκοπικό οργανισμό που είναι υπεύθυνος για την τεχνική διαχείριση του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Ο Διαχειριστής του συστήματος οφείλει να

παρέχει ισότιμη πρόσβαση στο δίκτυο μεταφοράς σε όλους τους συμμετέχοντες και να διευκολύνει τις συναλλαγές μεταξύ παραγωγών και καταναλωτών/προμηθευτών ενέργειας. Τέλος, ο Διαχειριστής του συστήματος αναλαμβάνει εξ ολοκλήρου ή συμμετέχει μαζί με τον Διαχειριστή της αγοράς στην εκκαθάριση της αγοράς εξισορρόπησης. Σε πολλές χώρες, ο Διαχειριστής του συστήματος είναι το ίδιο νομικό πρόσωπο με τον Διαχειριστή της αγοράς.

- **Ρυθμιστής της Αγοράς (Market Regulator):** Αποτελεί μια κρατική-ανεξάρτητη αρχή, η οποία επιβλέπει τη λειτουργία της αγοράς και διασφαλίζει την ανταγωνιστικότητα της. Επιπλέον, ο Ρυθμιστής της αγοράς έχει την ευθύνη να εκδίδει τους κανονισμούς που διέπουν τη λειτουργία της αγοράς και να επιβάλλει κυρώσεις όταν διαπιστώνει φαινόμενα άσκησης ισχύος από τους Συμμετέχοντες.
- **Εταιρείες Παραγωγής (Generation Companies):** Είναι οι κάτοχοι των μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας. Οι εταιρείες παραγωγής πωλούν την παραγόμενη ενέργεια είτε κεντρικά μέσω ενός χρηματιστηρίου ενέργειας, είτε μέσω διμερών συμβολαίων με τους καταναλωτές.
- **Προμηθευτές-Πάροχοι (Retailers):** Αποτελούν τους μεσάζοντες σε μία αγορά, οι οποίοι αγοράζουν ενέργεια είτε απευθείας από τις εταιρείες παραγωγής είτε από το χρηματιστήριο ενέργειας και την μεταπωλούν στους τελικούς καταναλωτές.
- **Καταναλωτές (Consumers):** Αποτελούν τους τελικούς χρήστες της ηλεκτρικής ενέργειας. Μπορούν να προμηθευτούν ηλεκτρική ενέργεια απευθείας από τις εταιρείες παραγωγής μέσω διμερών συμβολαίων, μέσω χρηματιστηρίου ενέργειας (κυρίως οι μεγάλοι πελάτες) ή μέσω προμηθευτών (ιδιώτες).

## 1.2 Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ευρώπη

Τα τελευταία 20 χρόνια, η Ευρωπαϊκή Ένωση προσπαθεί να δημιουργήσει μία ενιαία, εσωτερική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας για τα κράτη-μέλη της, ενθαρρύνοντας τις συναλλαγές μεταξύ των κρατών [6]. Αυτή η προσπάθεια γίνεται για τους εξής λόγους [5]:

1. Προώθηση του ανταγωνισμού
2. Μεγαλύτερη σύγκλιση των τιμών των αγορών

3. Διαμόρφωση ενός διαφανούς πλαισίου για το κόστος της αγοράς
4. Ποιοτική λειτουργία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της αποδοτικότερης χρήσης διασυνδέσεων
5. Βελτίωση της ρευστότητας των επιμέρους αγορών
6. Διευρυμένη πρόσβαση σε οικονομικότερες πηγές ενέργειας
7. Αυξημένη δυνατότητα συναλλαγών ηλεκτρικής ενέργειας από ΑΠΕ
8. Μείωση του κόστους της ενέργειας για τους τελικούς καταναλωτές (νοικοκυριά, βιομηχανία, επιχειρήσεις)

Για τους παραπάνω λόγους, όλες οι χώρες της ΕΕ συμμορφώνονται στο λεγόμενο Μοντέλο Στόχος (Target Model), με την Ελλάδα να είναι η τελευταία χώρα στην οποία δεν είχε εφαρμοστεί και από την 1η Νοεμβρίου 2020 μπήκε σε λειτουργία και σε αυτήν. Το ευρωπαϊκό μοντέλο βασίζεται στις κατευθυντήριες γραμμές-πλαίσια που έχουν εκδοθεί από τον Οργανισμό για την Συνεργασία των Ρυθμιστικών Αρχών Ενέργειας (ΟΣΠΑΕ, Agency for the Cooperation of Energy Regulators - ACER) και στους κώδικες δικτύου που εκδίδονται από το Ευρωπαϊκό Δίκτυο των Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ENTSO-E) και εγκρίνονται από την Ευρωπαϊκή Επιτροπή, με σκοπό να υφίστανται εναρμονισμένοι κανόνες για τις διασυνοριακές ανταλλαγές ηλεκτρικής ενέργειας και για τη λειτουργία των χονδρεμπορικών αγορών ηλεκτρικής ενέργειας.

Εφόσον το Μοντέλο Στόχος εφαρμόζεται, με πολύ μικρές παραλλαγές, σε όλες τις χώρες της ΕΕ αρκεί η περιγραφή της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας ενός κράτους-μέλους για να κατανοήσουμε τους συμμετέχοντες και τους ρόλους τους στο Μοντέλο Στόχος. Η χώρα της οποίας η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας θα αναλυθεί λεπτομερώς είναι η Ελλάδα.

### 1.2.1 Μοντέλο Στόχος στην Ελλάδα

Από την 1η Νοεμβρίου 2020, ξεκίνησε, στην Ελλάδα, η εφαρμογή του **Μοντέλου Στόχος (Target Model)** δηλαδή του ενιαίου μοντέλου χονδρεμπορικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας που εφαρμόζεται σε όλες τις χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Το Target Model αποτελεί το θεμέλιο για τη σύζευξη των επιμέρους εθνικών αγορών, μέσω της υιοθέτησης κοινής αρχιτεκτονικής. Το Target Model περιλαμβάνει τέσσερις αγορές, οι οποίες αφού πρόκειται για ανταγωνιστική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας θυμίζουν τις αγορές που συζητήθηκαν στην παράγραφο 1.1.2 [7]:

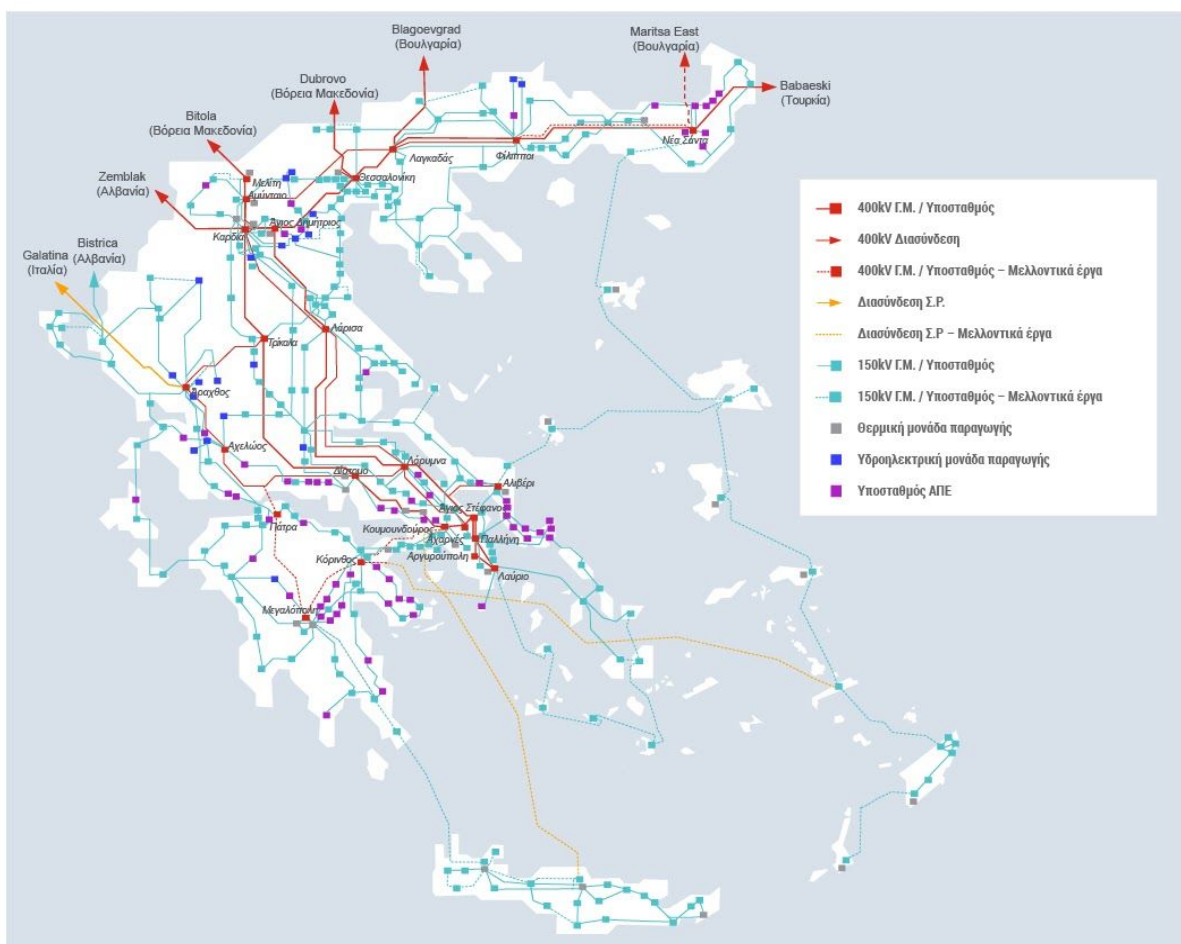
1. **Προθεσμιακή Αγορά (Forward Market):** Σε αυτή, πραγματοποιούνται αγοραπωλησίες συμβολαίων ηλεκτρικής ενέργειας, με στόχο την παράδοση

της σε μελλοντικό χρόνο και σε προσυμφωνημένες τιμές. Λειτουργείται από το Ελληνικό Χρηματιστήριο Ενέργειας (EXE).

- 2. Αγορά Επόμενης Ημέρας ή Προημερήσια Αγορά (Day-Ahead Market):** Είναι η βασική χονδρεμπορική αγορά και διαπραγματεύεται προϊόντα με υποχρέωση φυσικής παράδοσης την επόμενη ημέρα και με δυνατότητα δήλωσης ποσοτήτων προθεσμιακών προϊόντων που αποκτήθηκαν από την Προθεσμιακή Αγορά και Διμερών συμβολαίων Over The Counter. Η ωριαία (για την Ελλάδα, δεκαπεντάλεπτη για την Ολλανδία) προσφορά και ζήτηση υποβάλλονται στο σύστημα την προηγούμενη μέρα της παράδοσης. Οι συγκεντρωτικές καμπύλες προσφοράς και ζήτησης κατασκευάζονται για τις διαφορετικές ώρες και η τομή τους αποτελεί την τιμή και την ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας. Λειτουργείται από το EXE.
- 3. Ενδοημερήσια Αγορά (Intraday Market):** Διαπραγματεύεται προϊόντα ηλεκτρικής ενέργειας για φυσική παράδοση την ημέρα εκπλήρωσης φυσικής παράδοσης μετά τη λήξη της προθεσμίας υποβολής εντολών συναλλαγών στην Προημερήσια Αγορά. Η ενδοημερήσια αγορά επιτρέπει στους συμμετέχοντες να αγοράζουν ή να πωλούν ενέργεια προκειμένου να βελτιστοποιήσουν τις θέσεις τους, ελαχιστοποιώντας τις αποκλίσεις τους στον πραγματικό χρόνο. Λειτουργείται από το EXE.
- 4. Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market):** Σε πραγματικό χρόνο εξισορροπείται η ζήτηση με την διαθέσιμη προσφορά, καλύπτονται διαφορές μεταξύ προβλέψεων/αποτελεσμάτων των προηγούμενων δύο αγορών και της πραγματικής παραγωγής και αποζημιώνονται οι μονάδες παραγωγής για τη διαθεσιμότητά τους να συμβάλλουν σε αυτή τη διαδικασία εξισορρόπησης. Λειτουργείται από τον Ανεξάρτητο Διαχειριστή Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ).

Στις τέσσερις παραπάνω αγορές αναφέρονται δύο φορείς, το EXE και ο ΑΔΜΗΕ, οι οποίοι συμβάλλουν στο σύστημα και έχουν τις εξής αρμοδιότητες:

- Το **EXE** λειτουργεί τις οργανωμένες χρηματιστηριακές αγορές ενέργειας και παρέχει τον χώρο διαπραγμάτευσης και τις πλατφόρμες διενέργειας συναλλαγών. Όπως είπαμε και παραπάνω, είναι υπεύθυνο για τη λειτουργία των τριών πρώτων αγορών [8].
- Ο **ΑΔΜΗΕ** είναι υπεύθυνος για τη λειτουργία, τον έλεγχο, τη συντήρηση και την ανάπτυξη του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΕΣΜΗΕ), έτσι ώστε να διασφαλίζεται ο εφοδιασμός της χώρας (Ελλάδας) με ηλεκτρική ενέργεια με αξιόπιστο και αποδοτικό τρόπο. Επίσης, όπως είπαμε και παραπάνω είναι υπεύθυνος για την εύρυθμη και διαφανή λειτουργία της Αγοράς Εξισορρόπησης [7].



**Σχήμα 1.1:** Χάρτης με όλους τους υποσταθμούς, σταθμούς παραγωγής και γραμμές μεταφοράς στην Ελλάδα σύμφωνα με τον ΑΔΜΗΕ [9]

Τέλος, μετά την παράθεση και περιγραφή των διαφορετικών αγορών και συμμετεχόντων που προϋποθέτει το Ευρωπαϊκό Μοντέλο, θα πρέπει να γίνει αναφορά στα κύρια χαρακτηριστικά του Target Model όσον αφορά την Ελλάδα, στα χρονικά πλαίσια λειτουργίας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας [9]:

- 1. Μεθοδολογία υπολογισμού δυναμικότητας:** Το Μοντέλο Στόχος δίνει στις Εθνικές Ρυθμιστικές Αρχές τη δυνατότητα αναθεώρησης και έγκρισης του όγκου των ετήσιων δικαιωμάτων δυναμικότητας και των αρχών που διέπουν την κατανομή της δυναμικότητας σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα. Έτσι, επιτρέπονται δύο ξεχωριστές μεθοδολογίες υπολογισμού της δυναμικότητας μεταφοράς μεταξύ διαφορετικών ζωνών, η μέθοδος διαθέσιμης ικανότητας μεταφοράς (Available Transfer Capacity) και η μέθοδος με βάση τις ροές των δικτύων (Flow Based).

2. **Μακροχρόνια δικαιώματα μεταφοράς:** Το Μοντέλο Στόχος ορίζει την ανάπτυξη των διασυνοριακών αγορών βάσει εναρμονισμένων μακροπρόθεσμων δικαιωμάτων για πρόσβαση στη δυναμικότητα των διασυνδέσεων.
3. **Σύζευξη τιμής επόμενης ημέρας (day ahead price coupling):** Επιτυγχάνεται μέσω έμμεσων δημοπρασιών (implicit auctions), στις οποίες οι ροές ενέργειας υπολογίζονται με βάση όχι μόνο την τιμή αλλά και την ικανότητα διασύνδεσης. Επομένως, οι τιμές θα συγκλίνουν όταν υπάρχει επαρκής διασυνοριακή δυναμικότητα, ενισχύοντας με αυτόν τον τρόπο την αποδοτικότητα των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας σε όλη την Ευρώπη, αφού συνδέονται περιοχές χαμηλής τιμής με περιοχές υψηλής τιμής. Για να γίνει αυτό, ένα κεντρικό σύστημα υπολογίζει τις τιμές και τον όγκο της συναλλασσόμενης δυναμικότητας της αγοράς, με βάση τη διασυνοριακή δυναμικότητα και τις παραγγελίες όλων των συναλλαγών ισχύος και των Διαχειριστών Συστημάτων Διανομής (ΔΣΔ) στις συζευγμένες αγορές [4].
4. **Συνεχείς ενδοημερήσιες συναλλαγές:** Μέσω μιας ενιαίας Ευρωπαϊκής πλατφόρμας, καθορίζεται ο τρόπος τιμολόγησης της δυναμικότητας των διασυνδέσεων με συνεχείς έμμεσες συναλλαγές (continuous intraday trading).
5. **Εξισορρόπηση ηλεκτρικής ενέργειας:** Περιλαμβάνει τη διασφάλιση εφεδρειών, την ενεργοποίηση ενέργειας εξισορρόπησης και τη διευθέτηση της ανισορροπίας των ενεργειακών ισοζυγίων. Εκτενής ανάλυση της αγοράς εξισορρόπησης ακολουθεί στην επόμενη ενότητα.

### 1.3 Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market)

Στις περισσότερες απελευθερωμένες αγορές, η ηλεκτρική ενέργεια συναλλάσσεται πολλές φορές πριν πραγματοποιηθεί η παραγωγή και η κατανάλωσή της. Υπάρχουν προθεσμιακές και μελλοντικές αγορές, που χρησιμοποιούν οι παραγωγοί και οι προμηθευτές για αντιστάθμιση. Η Αγορά Επόμενης Ημέρας είναι η αγορά στην οποία οι παραγωγοί και οι προμηθευτές δεσμεύονται για την συμμετοχή ή απόσυρση τους από το σύστημα την επόμενη ημέρα. Όμως, η Αγορά Επόμενης Ημέρας είναι ουσιαστικά μία προθεσμιακή αγορά, καθώς η τιμή με την οποία έρχονται σε επαφή την τελευταία στιγμή, οι παραγωγοί και οι προμηθευτές είναι η τιμή της Αγοράς Εξισορρόπησης [10].

Όπως είπαμε, η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας είναι ιδιαίτερη από την άποψη ότι η προσφορά και η ζήτηση πρέπει να είναι σε ισορροπία σε κάθε δεδομένη χρονική στιγμή. Μάλιστα, έλλειψη προσφοράς ή υψηλή ζήτηση χωρίς τα κατάλληλα μέτρα μπορεί να οδηγήσει στην χειροτέρευση, ακόμα και κατάρρευση του συστήματος. Για να εξασφαλιστεί η ασφαλής και αξιόπιστη λειτουργία του συστήματος, δίνεται σε μία οντότητα μονοπώλιο στις συναλλαγές για τα τελευταία λεπτά πριν τη λειτουργία πραγματικού χρόνου, ώστε να διασφαλιστεί ισορροπία μεταξύ προσφοράς και ζήτησης [16]. Στην Ευρώπη, αυτή η οντότητα είναι ένας δημόσιος οργανισμός που ονομάζεται Διαχειριστής Συστημάτων Διανομής (ΔΣΔ, Transmission System Operator - TSO). Παραδείγματα ΔΣΔ είναι στην Ελλάδα ο ΑΔΜΗΕ και στην Ολλανδία ο TenneT [11][12].

Μόλις κλείσει η Ενδοημερήσια Αγορά, οι μηχανισμοί εξισορρόπησης είναι σε ετοιμότητα να λειτουργήσουν για να ισορροπήσουν την προσφορά και τη ζήτηση. Κάθε ΔΣΔ είναι υπεύθυνος για την ισορροπία πραγματικού χρόνου στην περιοχή ελέγχου του [15]. Έτσι, προσπαθεί να προμηθευτεί τους απαραίτητους πόρους που απαιτούνται για την ισορροπία του συστήματος. Ο ΔΣΔ με βάση τις προσφορές (οι οποίες δίνονται ανά μονάδα παραγωγής) επιλέγει, με βάση ένα αλγόριθμο βελτιστοποίησης, τις οικονομικότερες προσφορές και εκδίδει αντίστοιχες εντολές προς κάθε μία μονάδα παραγωγής που έχει επιλεγεί για την παροχή κάθε υπηρεσίας. Σε πρώτο στάδιο εξασφαλίζεται ότι στο σύστημα υπάρχει επαρκής διαθέσιμη ισχύς για παροχή υπηρεσιών εξισορρόπησης σύμφωνα με τις εκτιμήσεις του Διαχειριστή και στη συνέχεια, όταν αυτό απαιτείται, εκδίδονται οι απαιτούμενες εντολές προς τις οντότητες που παρέχουν υπηρεσίες εξισορρόπησης. Πιο συγκεκριμένα, η Αγορά Εξισορρόπησης αποτελείται από την Αγορά Ισχύος Εξισορρόπησης και την Αγορά Ενέργειας Εξισορρόπησης. Στην πρώτη, οι Πάροχοι Υπηρεσιών Εξισορρόπησης (Balancing Service Providers - BSPs) συμφωνούν να κρατήσουν μία ποσότητα ηλεκτρικής ενέργειας, να την προσφέρουν στον ΔΣΔ για τη διάρκεια ενός συμβολαίου και επιβραβεύονται για τη διαθεσιμότητα τους με αμοιβή και στην δεύτερη προσφέρεται ηλεκτρική ενέργεια από τους BSPs στην αγορά. Ο όγκος των μονάδων που προσφέρονται εξαρτάται από ανισορροπίες πραγματικού χρόνου [13].

Οι λόγοι που προκαλούνται οι ανισορροπίες στο σύστημα υπό κανονικές συνθήκες είναι οι εξής:

1. απώλεια μεγάλου μέρους των μονάδων παραγωγής, κατανάλωσης ή διανομής
2. τυχαίες διακυμάνσεις στην προσφορά και τη ζήτηση
3. λανθασμένες προβλέψεις προσφοράς/παραγωγής και ζήτησης/κατανάλωσης
4. αδυναμίες στον αρχικό σχεδιασμό της αγοράς, π.χ. η αδυναμία να εκφραστεί και να παρακολουθηθεί η συνεχώς μεταβαλλόμενη κατανάλωση ανα ωριαία χρονικά διαστήματα (Ελλάδα) σε αντίθεση με τα δεκαπεντάλεπτα (Ολλανδία) [12].

Για να κατανοήσουμε καλύτερα την Αγορά Εξισορρόπησης θα πρέπει να καταλάβουμε την σημασία της ηλεκτρικής συχνότητας. Αρχικά, είναι χρήσιμο να γνωρίζουμε τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Οι γεννήτριες λειτουργούν μετατρέποντας την κινητική ενέργεια ενός κινητήριου τροχού (τουρμπίνα) σε ηλεκτρική ενέργεια. Για παράδειγμα, σε μία ατμογεννήτρια, ατμός υψηλής πίεσης στρέφει μία τουρμπίνα, η οποία στρέφει έναν περιστροφέα τοποθετημένο μέσα σε ένα στάτη. Ένα χάλκινο καλώδιο τυλιγμένο γύρω από τον περιστροφέα ενεργοποιημένο με ηλεκτρισμό, τον μετατρέπει σε έναν ηλεκτρομαγνήτη με έναν βόρειο κι έναν νότιο πόλο. Ο στάτης αποτελείται από μεγάλες χάλκινες ράβδους που περικλείουν τον περιστροφέα. Όταν ο περιστροφέας στρέφεται, το μαγνητικό του πεδίο περνά από τις χάλκινες ράβδους και επιφέρει ηλεκτρικό ρεύμα που στέλνεται στο σύστημα διανομής. Εφόσον το μαγνητικό πεδίο έχει έναν βόρειο κι έναν νότιο πόλο, στις χάλκινες ράβδους παρατηρείται αλλαγή στην φορά του μαγνητικού πεδίου κάθε φορά που περιστρέφεται ο περιστροφέας. Αυτό οδηγεί το ηλεκτρικό ρεύμα να αλλάζει κατεύθυνση δύο φορές ανά περιστροφή κι έτσι να καλείται εναλλασσόμενο ρεύμα (Alternating Current - AC). Ηλεκτρική συχνότητα είναι ο ρυθμός αυτής της ταλάντωσης και μετριέται ως ο αριθμός των αλλαγών ανά δευτερόλεπτο (Hertz - Hz).

Η διατήρηση της ηλεκτρικής συχνότητας σε μία σταθερή τιμή είναι καθοριστική για τη λειτουργία του συστήματος, καθώς διαφορετικές συχνότητες δε μπορούν να λειτουργήσουν χωρίς να προκαλέσουν βλάβες στο σύστημα. Το πρόβλημα είναι ότι η συχνότητα είναι δύσκολο να ελεγχθεί αφού αν το ακριβές ποσό της ενέργειας που χρησιμοποιείται δεν είναι ίδιο με το ακριβές ποσό της ενέργειας που παράγεται, τότε επηρεάζεται η συχνότητα ολόκληρου του συστήματος. Για παράδειγμα, αν η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας είναι μεγαλύτερη από την προσφορά, η συχνότητα μειώνεται κι αντιστρόφως. Για να γίνει κατανοητό πόσο λεπτό είναι το περιθώριο σφάλματος στη συχνότητα του συστήματος, μία διαφορά της τάξης του 1-2% μπορεί να προκαλέσει βλάβες στον εξοπλισμό και τις υποδομές της κάθε χώρας. Για το λόγο αυτό έχουν αναπτυχθεί διάφορα επίπεδα προστασίας.

Το σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας έχει τέσσερα επίπεδα προστασίας για τα διάφορα χρονικά διαστήματα. Ο ENTSO-E τα ορίζει ως Εφεδρεία Συγκράτησης Συχνότητας (Frequency Containment Reserve, FCR), χειροκίνητη (μη αυτόματη) Εφεδρεία Αποκατάστασης Συχνότητας (manual Frequency Restoration Reserve – mFRR), η αυτόματη Εφεδρεία Αποκατάστασης Συχνότητας (automatic Frequency Restoration Reserve – aFRR), καθώς και η Εφεδρεία Αντικατάστασης (Replacement Reserve - RR). Η τελευταία είναι η μόνη περίπτωση που μπορούν να γίνουν συναλλαγές μετά από το πέρας ενός χρονικού διαστήματος/γεγονότος [11]. Η FCR στοχεύει να συγκρατεί την απόκλιση της Συχνότητας Συστήματος μετά από ένα γεγονός σε ένα προκαθορισμένο διάστημα. Οι FRR στοχεύουν στην αποκατάσταση



της Συχνότητας Συστήματος στην ονομαστική της τιμή, δηλαδή τα 50 Hz. Η RR αντικαθιστά τις ενεργοποιημένες εφεδρείες για να αποκαταστήσει τις διαθέσιμες εφεδρείες στο σύστημα ή για οικονομική βελτιστοποίηση [27].

Στο πλαίσιο της Αγοράς Ενέργειας Εξισορρόπησης, όλες οι οντότητες που δύνανται να παρέχουν υπηρεσίες εξισορρόπησης είναι υποχρεωμένες να υποβάλλουν προσφορές στην αγορά για τα αναγκαία προϊόντα ενέργειας εξισορρόπησης το ύψος των οποίων έχει προσδιορίσει ο ΔΣΔ. Οι προσφορές στη Αγορά Εξισορρόπησης μπορούν να είναι ανοδικές, που σημαίνει ότι ο ΔΣΔ αγοράζει ισχύ για να αυξήσει την παραγωγή στο σύστημα, ή καθοδικές, που σημαίνει ότι ο ΔΣΔ πουλάει ισχύ για να μειώσει την παραγωγή στο σύστημα [14]. Στον σχεδιασμό της αγοράς έχουν προβλεφθεί προϊόντα ανοδικής και καθοδικής mFRR και προϊόντα ανοδικής και καθοδικής aFRR. Λίγο πριν τον πραγματικό χρόνο, ο διαχειριστής εκτιμά, βάσει της κατάστασης του Συστήματος, εάν απαιτείται ενεργοποίηση ανοδικής ή καθοδικής mFRR και στη συνέχεια εκδίδει τις αντίστοιχες εντολές βάσει των οικονομικότερων προσφορών. Σε πραγματικό χρόνο, οι οντότητες που δύνανται να παρέχουν aFRR λαμβάνουν αυτόματες εντολές για ενεργοποίηση των οικονομικότερων προσφορών προκειμένου να διασφαλιστεί η ισορροπία του συστήματος, υπό τον περιορισμό της τήρησης της ασφαλούς λειτουργίας του συστήματος.

## 1.4 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση της δυνατότητας για εκτίμηση τιμών στις αγορές Επόμενης Ημέρας και Εξισορρόπησης με τη βοήθεια μοντέλων Μηχανικής Μάθησης και πιο συγκεκριμένα με τα Convolutional Neural Networks (CNNs) και τα Long Short Term Memory Networks (LSTMs). Η εργασία αρχικά εστίασε στη διερεύνηση πρόβλεψης τιμών για την Αγορά Επόμενης Ημέρας, τα αποτελέσματα της οποίας δεν ήταν ικανοποιητικά και στη συνέχεια στη διερεύνηση της δυνατότητας εκτίμησης της συμπεριφοράς (τάσης) της τιμής στην αγορά εξισορρόπησης, με σαφώς πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα. Και στις δύο περιπτώσεις παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για τη συγκέντρωση των δεδομένων, την προεπεξεργασία τους, ώστε να χρησιμοποιηθούν στην πρόβλεψη με τη σημείωση ότι η διαθεσιμότητα και η κατάλληλη προετοιμασία των δεδομένων αποτελούν κρίσιμο παράγοντα για κάθε τέτοια προσπάθεια.

### 1.4.1 Καταγραφή Βιβλιογραφίας

Ενώ οι εργασίες για τη μοντελοποίηση των Αγορών Επόμενης Ημέρας είναι πολυάριθμες, παρατηρείται ότι η Αγορά Εξισορρόπησης δεν έχει μελετηθεί με την ίδια προσοχή. Η συντριπτική πλειοψηφία των εργασιών που υπάρχουν για τις Αγορές Εξισορρόπησης αφορούν την Σκανδιναβική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και επιχειρούν μία πρόβλεψη τιμής είτε με μηχανική μάθηση είτε με στατιστικά μοντέλα (ARIMA Models) [17][18][19]. Εκτενής καταγραφή της υπάρχουσας βιβλιογραφίας που αφορά την Αγορά Εξισορρόπησης βρίσκουμε στο paper *Benchmarking time series based forecasting models for electricity balancing market prices*, Gro Klæboe, Anders Lund Eriksrud, Stein-Erik Fleten [10].

Αυτή ήταν και η αφορμή να γίνει μία προσπάθεια εκτίμησης της τιμής σε μία Αγορά Εξισορρόπησης, η οποία λειτουργεί αρκετά χρόνια και για την οποία είναι διαθέσιμα αρκετά ανοικτά δεδομένα ώστε να μπορούν να διαμορφωθούν και να λειτουργήσουν τα μοντέλα πρόβλεψης. Πιο συγκεκριμένα, επιλέχθηκαν τα δεδομένα της Ολλανδίας, λόγω της λεπτομερούς καταγραφής στον ENTSO-E χωρίς ιδιαίτερες ελλείψεις και απουσιάζουσες τιμές, καθώς και για το γεγονός ότι τα χρονικά διαστήματα που κάνει τις καταγραφές της η συγκεκριμένη χώρα είναι δεκαπεντάλεπτα, προσφέροντας έτσι μεγαλύτερο όγκο δεδομένων που βοηθά στην σωστή εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης.



## Κεφάλαιο 2

# Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) αποτελεί ένα πεδίο της Επιστήμης Υπολογιστών και της Τεχνητής Νοημοσύνης (TN) που στόχος της είναι η δημιουργία υπολογιστικών αλγορίθμων που επιτρέπουν στους υπολογιστές να βελτιώνονται μέσω της εμπειρίας και χωρίς να υπάρχει ανάγκη να προγραμματιστούν εκ νέου. Αυτό επιτυγχάνεται δημιουργώντας μοντέλα ικανά να μαθαίνουν από τα δεδομένα, να κάνουν προβλέψεις με βάση αυτά και να παίρνουν αποφάσεις εκφρασμένες ως το αποτέλεσμα. Τα δεδομένα μπορούν να είναι οποιοδήποτε τύπου και μάλιστα για κάθε τύπο δεδομένων υπάρχει και μία διαφορετική κατηγορία εφαρμογών με κυριότερες την Όραση Υπολογιστών (Computer Vision) για εικόνες ή βίντεο, την Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing) για κείμενο, Μοντελοποίηση Χρονοσειρών (Time Series Modeling) για ακολουθίες και χρονοσειρές κ.α. Ένας επιπλέον τρόπος με τον οποίο μπορούν να κατηγοριοποιηθούν οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης είναι με βάση τη μορφή των δεδομένων εισόδου. Πιο συγκεκριμένα, αν είναι γνωστή η επιθυμητή έξοδος (ετικέτα) για όλα τα δείγματα (samples) του συνόλου δεδομένων τότε λέμε ότι έχουμε “επιβλεπόμενη μάθηση”. Στόχος της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η γενίκευση στα δεδομένα, με τη δημιουργία ενός μοντέλου που μαθαίνει από τη διαφορά της πραγματικής τιμής εξόδου (ετικέτας) και της τιμής που προβλέπεται. Όταν τα δείγματα του συνόλου δεδομένων δεν έχουν ετικέτα, τότε λέμε ότι έχουμε “μη επιβλεπόμενη μάθηση”, στόχος της οποίας είναι η οργάνωση των δειγμάτων σε ομάδες χωρίς καμία προηγούμενη γνώση για τις ομάδες.

## 2.1 Είδη Μηχανικής Μάθησης

Ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση[20].

- Στην **επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning)**, για κάθε διάνυσμα εισόδου, υπάρχει ένα επιθυμητό διάνυσμα εξόδου. Στόχος είναι να κατασκευαστεί από το σύστημα μια συνάρτηση  $f$  που απεικονίζει δεδομένες εισόδους  $x$  σε γνωστές επιθυμητές εξόδους  $y$ , με απώτερο σκοπό τη γενίκευση

της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Αυτό επιτυγχάνεται με τη συνεχή μεταβολή των παραμέτρων του συστήματος μέχρι να επιτευχθεί το ελάχιστο επιθυμητό σφάλμα. Σφάλμα ονομάζεται η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής τιμής και της εξόδου που προβλέπεται από το σύστημα. Για καλύτερη γενίκευση, συνήθως επιλέγεται η πρακτική με την οποία η εκπαίδευση και ο έλεγχος των αποτελεσμάτων γίνεται σε διαφορετικά υποσύνολα του συνόλου δεδομένων. Έτσι, αποφεύγεται η υπερμοντελοποίηση (overfitting) δηλαδή η περίπτωση στην οποία το μοντέλο εκπαιδεύεται πολύ καλά για ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, αλλά αποτυγχάνει να γενικεύσει σε κάποιο άλλο. Τα προβλήματα επιβλεπόμενης μάθησης χωρίζονται σε προβλήματα ταξινόμησης και σε προβλήματα παλινδρόμησης. Στην πρώτη περίπτωση, γίνεται κατηγοριοποίηση των δεδομένων σε διακριτές κλάσεις (π.χ. με είσοδο μία σειρά συμπτωμάτων ενός ασθενή δίνεται έξοδος 0 για υγιή ασθενή και 1 για ασθενή που νοσεί). Στην δεύτερη περίπτωση, γίνεται πρόβλεψη συνεχούς τιμής (π.χ. με είσοδο κάποιες μετεωρολογικές μετρικές προβλέπεται η θερμοκρασία της επόμενης ημέρας).

- Στη **μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning)**, κατασκευάζεται ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να είναι γνωστές οι επιθυμητές έξοδοι. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis) και Ομαδοποίησης (Clustering). Στην Ομαδοποίηση, στόχος είναι η οργάνωση των δειγμάτων σε ομάδες και επιθυμητό αποτέλεσμα είναι τα αντικείμενα εντός μιας ομάδας να μοιάζουν περισσότερο μεταξύ τους παρά με τα αντικείμενα των άλλων ομάδων. Ο πιο γνωστός αλγόριθμος μη επιβλεπόμενης μάθησης και πιο συγκεκριμένα Ομαδοποίησης είναι ο K-Means, ο οποίος ταξινομεί σε K κλάσεις τα δείγματα. Αυτό το επιτυγχάνει με μία σειρά βημάτων. Πρώτα, αρχικοποιεί τα K κέντρα των κλάσεων/ομάδων, υπολογίζει την απόσταση μεταξύ δείγματος και του κάθε κέντρου κλάσης, ταξινομεί το δείγμα στην κλάση με τη μικρότερη απόσταση από αυτό και ανανεώνει τα κέντρα των κλάσεων, υπολογίζοντας το μέσο όλων των διανυσμάτων της κάθε κλάσης. Ο K-Means τερματίζει μετά από ένα συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων της παραπάνω διαδικασίας ή όταν τα κέντρα των κλάσεων δεν μετακινούνται αρκετά σε κάθε επανάληψη.
- Στην **ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)**, ο αλγόριθμος προσπαθεί να αναπτύξει έναν αυτόνομο πράκτορα που βελτιώνει την απόδοση του μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον του. Η αξιολόγηση γίνεται μέσω μιας συνάρτησης ανταμοιβής (reward function). Ο πράκτορας επιχειρεί να βρει μία σειρά ενεργειών στο περιβάλλον του που μεγιστοποιούν

τη συνάρτηση ανταμοιβής με τη μέθοδο trial and error. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα Σχεδιασμού (Planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους. Επίσης, αξίζει να αναφερθεί το πολύ καλό αποτέλεσμα της ενισχυτικής μάθησης σε πολύπλοκα παιχνίδια όπως το σκάκι και το Go.

## 2.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Επειδή στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, κύριο πεδίο μελέτης αποτέλεσε η επιβλεπόμενη μάθηση, στη συνέχεια του κεφαλαίου θα αναλυθεί η πιο διαδεδομένη προσέγγιση για προβλήματα επιβλεπόμενης μάθησης, τα νευρωνικά δίκτυα. Πρόκειται για έναν αριθμό από διαφορετικά μοντέλα, εμπνευσμένα από αντίστοιχα βιολογικά πρότυπα που προσπαθούν να μιμηθούν τον τρόπο που λειτουργούν οι νευρώνες του ανθρώπινου εγκεφάλου.

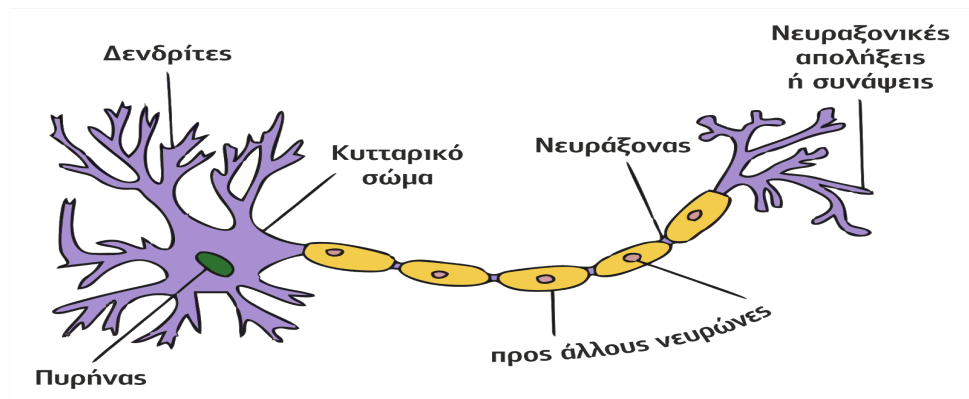
### 2.2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) αποτελείται από έναν (σε αυτήν την περίπτωση το ΤΝΔ ονομάζεται basic perceptron) ή περισσότερους νευρώνες [20]. Κάθε νευρώνας δέχεται μία μεγέθους  $N$  είσοδο  $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ . Κάθε στοιχείο του διανύσματος  $X$  πολλαπλασιάζεται με ένα στοιχείο από τον πίνακα βαρών  $W = [w_1, w_2, \dots, w_N]$ . Η διαδικασία αυτή μοιάζει με τη λειτουργία της σύναψης στον βιολογικό νευρώνα. Στη συνέχεια, όλα τα γινόμενα  $x_i w_i$  αθροίζονται και στο άθροισμα προστίθεται ένας όρος  $b$  που ονομάζεται πόλωση ή κατώφλι. Ο όρος πόλωσης μπορεί να προστεθεί στο δίκτυο και με τη μορφή ενός επιπλέον στοιχείου  $w_0$  στον πίνακα βαρών με αντίστοιχη είσοδο στο διάνυσμα  $X$  τη μονάδα. Το παραπάνω αποτέλεσμα εισάγεται ως είσοδος σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης αναλύονται διεξοδικά σε επόμενη υποενότητα του παρόντος κεφαλαίου) που δρα ως φίλτρο που διαμορφώνει την έξοδο (τελική απόκριση) του νευρώνα και συνήθως την περιορίζει σε ένα διάστημα της μορφής  $[0,1]$  ή  $[-1,1]$ .

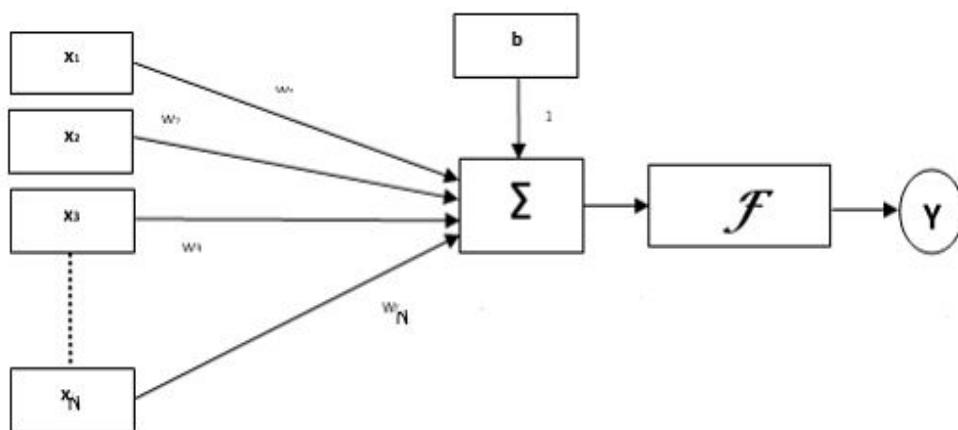
Η παραπάνω διαδικασία διατυπώνεται με αυστηρό μαθηματικό τρόπο με την έκφραση  $y = f(XW + b)$  όπου  $f$  η συνάρτηση ενεργοποίησης. Η ομοιότητα βιολογικών νευρώνων και τεχνητών νευρώνων είναι εμφανής στο Σχ. 2.1, με τους δένδριτες να είναι το μέρος όπου εισάγεται η είσοδος και τις νευροαξονικές απολήξεις να δίνουν την έξοδο.

## 2.2.2 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης προστίθεται στο ΤΝΔ και ο ρόλος της είναι να βοηθήσει το δίκτυο να μάθει πολύπλοκα μοτίβα στα δεδομένα. Ουσιαστικά, η συνάρτηση ενεργοποίησης αποφασίζει τι θα δοθεί σαν είσοδος στο επόμενο επίπεδο νευρώνων. Παίρνει σαν είσοδο το άθροισμα των γινομένων βαρών-εισόδων που συζητήθηκε παραπάνω και το μετατρέπει σε μία μορφή που μπορεί να δοθεί σαν είσοδος στον επόμενο νευρώνα.



(α)



(β)

**Σχήμα 2.1:** (α) Βιολογικός νευρώνας του ανθρώπινου εγκεφάλου, (β) Τεχνητός νευρώνας που χρησιμοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα, όπου  $b$  ο όρος πόλωσης και  $F$  η συνάρτηση ενεργοποίησης

Οι κυριότεροι λόγοι που χρησιμοποιούνται οι συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι εξής:

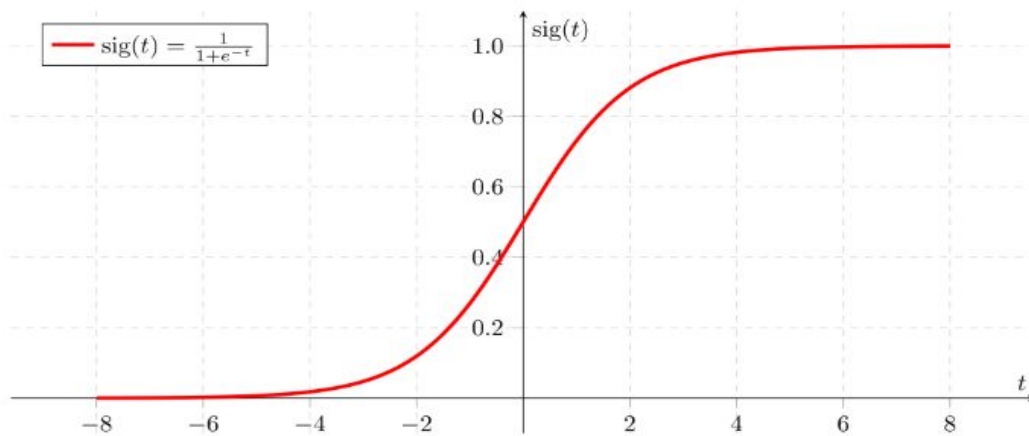
- Φράσσουν το αποτέλεσμα της εξόδου σε ένα άνω όριο (κατώφλι). Το πρόβλημα αυτό προκύπτει σε περιπτώσεις βαθιών νευρωνικών δικτύων με πολλά επίπεδα νευρώνων, που με τους διαδοχικούς πολλαπλασιασμούς ( $WX+b$ ) το αποτέλεσμα μπορεί να είναι εξαιρετικά μεγάλο προκαλώντας προβλήματα στο μοντέλο.
- Η πιο σημαντική ιδιότητα μίας συνάρτησης ενεργοποίησης είναι η δυνατότητα της να προσθέτει μη γραμμικότητα στο ΤΝΔ. Η μη γραμμικότητα είναι πολύ κρίσιμη για ένα ΤΝΔ, καθώς ένα δίκτυο με μία γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης όσο μεγάλη πολυπλοκότητα και να παρουσιάζει, θα μπορούσε να αναπαρασταθεί με τη χρήση ενός μόνο επιπέδου, συνδυάζοντας σωστά τις γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης. Επίσης, δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι τα περισσότερα πραγματικά προβλήματα είναι μη γραμμικά, οπότε με μία μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης προσθέτουμε την απαιτούμενη πολυπλοκότητα στο μοντέλο, ώστε να μπορεί να προσεγγίζει σύνθετα προβλήματα.

Για κάθε πρόβλημα επιλέγεται η κατάλληλη συνάρτηση ενεργοποίησης ανάλογα με το είδος του προβλήματος, ωστόσο σε αυτό το σημείο να τονιστεί ότι στην εκπαίδευση του μοντέλου είναι σωστό να δοκιμάζονται διάφορες και να επιλέγεται αυτή που οδηγεί στο καλύτερο αποτέλεσμα. Παρακάτω παραθέτονται οι πιο δημοφιλείς συναρτήσεις ενεργοποίησης.

### 2.2.2.1 Σιγμοειδής

Είναι μία μαθηματική συνάρτηση που πήρε το όνομά της από την γραφική της παράσταση και ορίζεται ως  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ . Κύριο χαρακτηριστικό της είναι ότι φράσσει την είσοδο στο κλειστό διάστημα  $[0,1]$ . Για αυτό το λόγο χρησιμοποιείται κυρίως για δυαδική αναζήτηση με την έξοδο να αποτελεί την πιθανότητα το δείγμα να ανήκει σε μία εκ των δύο κλάσεων.

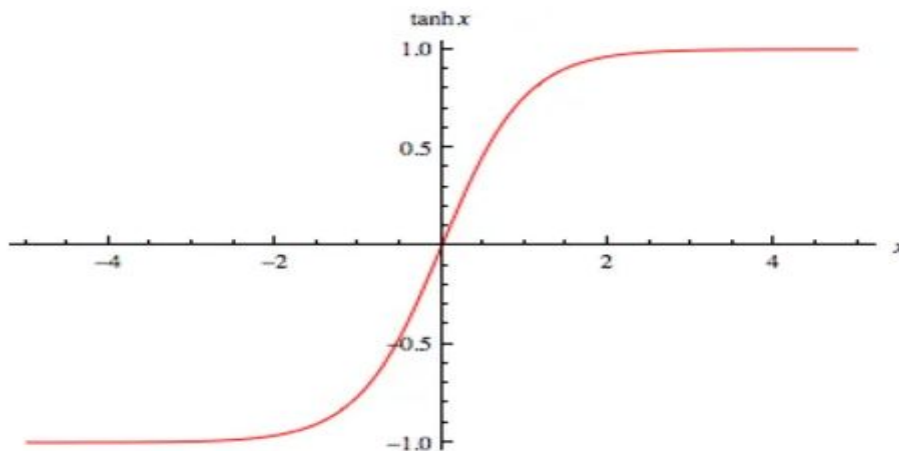




Σχήμα 2.2: Σιγμοειδής συνάρτηση  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

### 2.2.2.2 Υπερβολική εφαπτομένη (tanh)

Η γραφική της παράσταση μοιάζει πολύ με της σιγμοειδούς με τη διαφορά ότι φράσσει την είσοδο στο κλειστό διάστημα  $[-1,1]$ . Ο τύπος της είναι  $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ . Το θετικό σε σχέση με τη σιγμοειδή είναι ότι οι για θετικές τιμές έχει θετική έξοδο και για αρνητικές τιμές έχει αρνητική έξοδο και είναι zero-centered γεγονός που βοηθά όταν το μοντέλο εκπαιδεύεται με γραμμική παλινδρόμηση, η οποία θα αναλυθεί στη συνέχεια. Επιλέγεται κυρίως για προβλήματα ταξινόμησης.



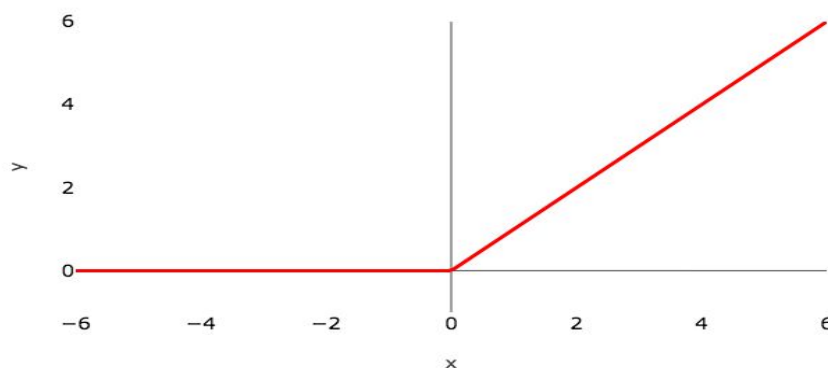
Σχήμα 2.3: Υπερβολική εφαπτομένη  $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

### 2.2.2.3 Softmax

Η συνάρτηση softmax είναι μία πιο γενικευμένη μορφή της σιγμοειδούς, καθώς χρησιμοποιείται στην ταξινόμηση πολλαπλών κλάσεων (περισσότερων από 2). Ομοίως με τη σιγμοειδή παράγει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ . Πιο συγκεκριμένα, δέχεται ως είσοδο ένα διάνυσμα τιμών και τις κανονικοποιεί, δίνοντας ως έξοδο μία κατανομή πιθανοτήτων. Οι κατανομές αυτές αντιπροσωπεύουν την πιθανότητα να ανήκει ένα δείγμα εισόδου στην εκάστοτε κλάση.

### 2.2.2.4 Rectified Linear Unit (ReLU)

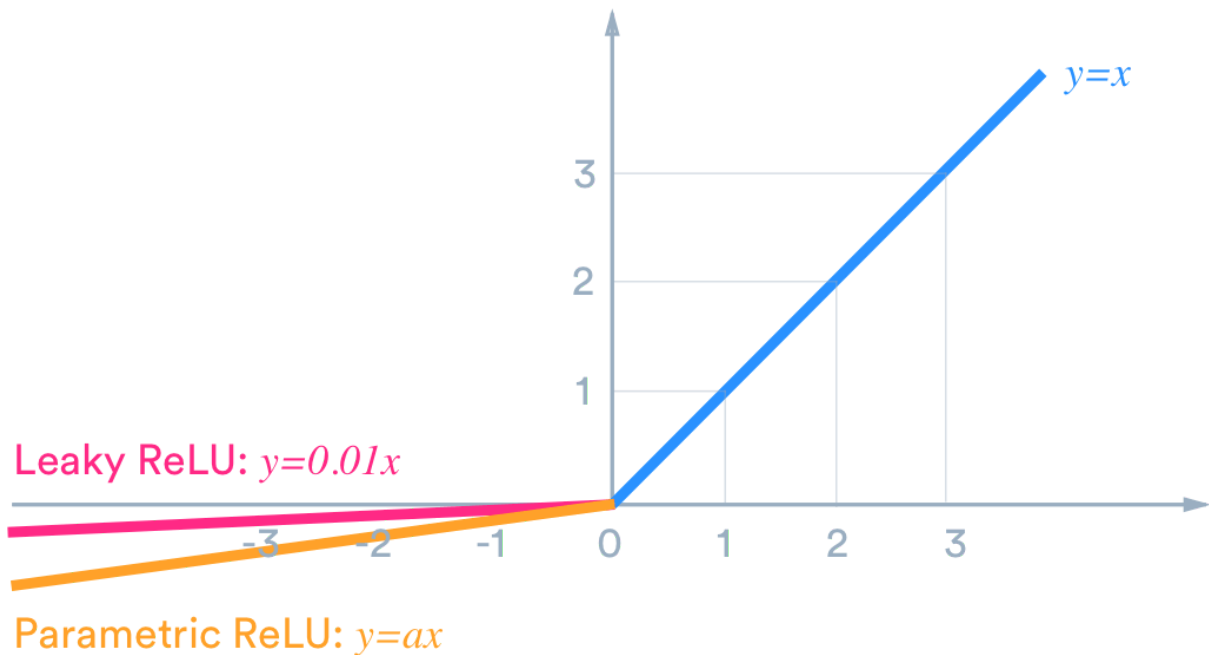
Μια συνάρτηση που χρησιμοποιείται πάρα πολύ στα νευρωνικά ιδίως στα συνελκτικά δίκτυα είναι η ReLU η οποία όντας υπολογιστικά αποδοτική, επιταχύνει σημαντικά την εκπαίδευση του δικτύου. Ο μαθηματικός της τύπος είναι:  $f(x) = x^+ = \max(0, x)$ . Ωστόσο, κοιτώντας τη γραφική παράσταση του Σχήματος 2.4 μπορεί κανείς να διακρίνει πως για μηδενικές ή αρνητικές τιμές εισόδων η κλίση της συνάρτησης γίνεται μηδέν. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα οι νευρώνες των οποίων οι είσοδοι είναι στα αρνητικά να «νεκρώνουν» και η έξοδος τους να είναι συνεχώς μηδέν καθιστώντας τους άχρηστους. Αυτό το φαινόμενο είναι γνωστό ως dying ReLU problem και αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα μειονεκτήματα της εν λόγω συνάρτησης καθώς, λόγω της φύσης της ReLU, ένας «νεκρός» νευρώνας δύσκολα επανέρχεται. Αυτό ενέχει τον κίνδυνο ένα μεγάλο μέρος του δικτύου, εφόσον υπάρξουν οι κατάλληλες συνθήκες, να μείνει ανενεργό μειώνοντας σημαντικά την αποτελεσματικότητά του.



**Σχήμα 2.4:** Rectified Linear Unit (ReLU)

### 2.2.2.5 Leaky ReLU & Parametric ReLU (PReLU)

Για την αποφυγή του προαναφερθέντος προβλήματος προστέθηκε στη ReLU μία μικρή θετική κλίση στα αρνητικά και πήρε το όνομα διαρρέουσα ανορθωμένη γραμμική μονάδα (leaky ReLU). Με αυτό τον τρόπο η κλίση της συνάρτησης δε γίνεται ποτέ μηδέν αποτρέποντας έτσι την απενεργοποίηση των νευρώνων. Ο μαθηματικός τύπος είναι ο εξής:  $f(x) = \max(ax, x)$ . Υπάρχει και μία παραλλαγή της Leaky ReLU, η Parametric ReLU με τύπο  $PReLU(x) = \max(0, x) + \min(ax, 0)$  όπου η κλίση στα αρνητικά δεν είναι πλέον προκαθορισμένη αλλά είναι μια ακόμη παράμετρος που θα πρέπει να μάθει το δίκτυο [21].



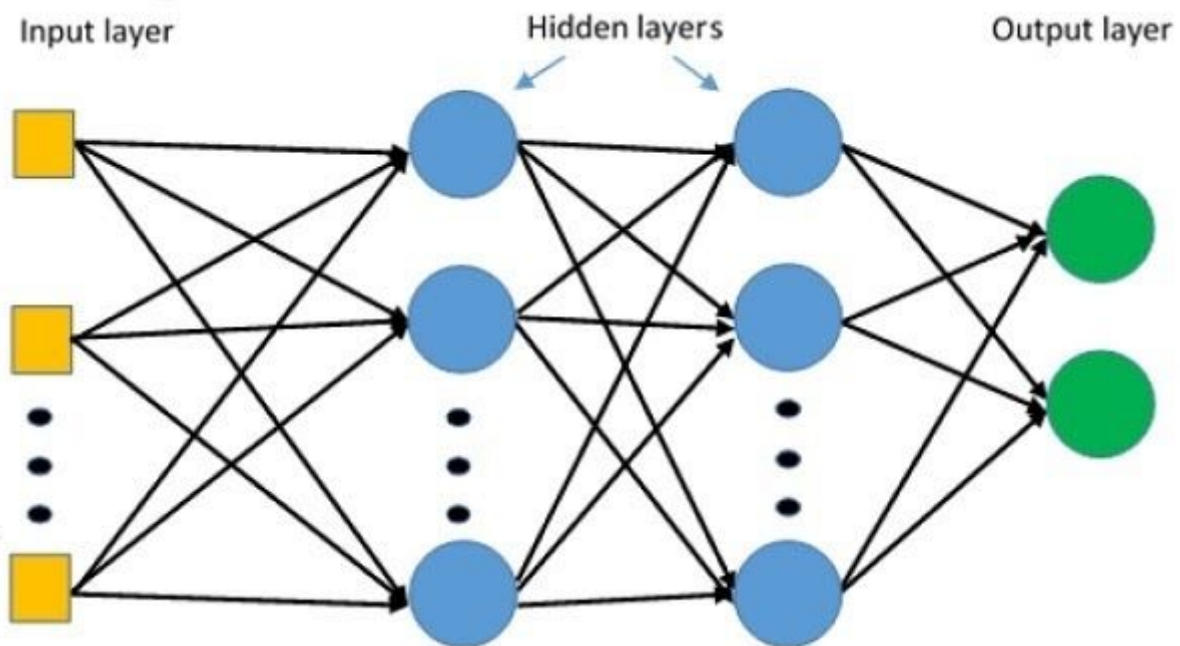
**Σχήμα 2.5:** Leaky ReLU & Parametric ReLU

## 2.3 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

Ένα κλασικό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από επίπεδα συνδεδεμένων νευρώνων. Το πρώτο επίπεδο είναι το επίπεδο εισόδου, τα ενδιάμεσα επίπεδα, τα οποία ονομάζονται κρυφά επίπεδα και το τελευταίο επίπεδο είναι το επίπεδο εξόδου. Ανάλογα με τον αριθμό των κρυφών επιπέδων, τη συνδεσμολογία, τον τρόπο που αλληλεπιδρούν τα επίπεδα μεταξύ τους και τον αλγόριθμο μάθησης προκύπτουν διάφορες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων.

### 2.3.1 Perceptrons ή Feed-Forward Neural Networks

Τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, όπως αναφέρονται στην ελληνική βιβλιογραφία, αποτελούν τα πιο απλά νευρωνικά δίκτυα. Σε αυτά τα δίκτυα, οι πληροφορίες ρέουν μόνο προς μία κατεύθυνση (πρόσθια), από το επίπεδο εισόδου στα κρυφά επίπεδα κι από εκεί στο επίπεδο εξόδου. Δεν υπάρχουν κύκλοι ή επαναλήψεις στο δίκτυο. Πιο αναλυτικά, στα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, το επίπεδο εισόδου είναι ίσων διαστάσεων με το διάνυσμα εισόδου που εισάγεται στο δίκτυο. Κάθε κόμβος εισόδου συνδέεται με όλους τους κόμβους του επόμενου επιπέδου, ενώ το επίπεδο εξόδου έχει ίσες διαστάσεις με την έξοδο  $y$ . Μπορούν να υπάρχουν πολλαπλά κρυφά επίπεδα που συνδέουν το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου, αλλά στην πιο απλή του μορφή, το perceptron συνδέει την είσοδο κατευθείαν με την έξοδο. Ο ρόλος των κρυφών επιπέδων είναι η εξαγωγή χρήσιμων αποτελεσμάτων, βοηθώντας το δίκτυο να εξαγει υψηλότερης τάξης πληροφορία από τα δεδομένα εισόδου. Όταν όλοι οι κόμβοι κάθε επιπέδου συνδέονται με όλους τους κόμβους του αμέσως επόμενου επιπέδου, λέμε ότι έχουμε ένα πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο (fully connected neural network). Πολλές φορές, τα σήματα εξόδου των ενδιάμεσων νευρώνων φαίνονται ακατανόητα στους ανθρώπους, οδηγούν όμως τους υπολογιστές σε καλύτερα αποτελέσματα.



**Σχήμα 2.6:** Η δομή ενός πλήρους συνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου

### 2.3.1.1 Τεχνικές βελτιστοποίησης νευρωνικών δικτύων

Σε αυτό το σημείο, που έχει δοθεί η περιγραφή της πιο απλής αρχιτεκτονικής νευρωνικών δικτύων και πριν αναλυθούν πιο πολύπλοκες αρχιτεκτονικές θα πρέπει να αναλυθεί ο τρόπος που γίνεται η εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Σε όλους αυτούς τους αλγορίθμους, η απόδοση του συστήματος μετράται με μία συνάρτηση κόστους, η οποία δεν αρκεί να παρατηρείται αλλά πρέπει και να ελαχιστοποιείται αλλάζοντας τις παραμέτρους του δικτύου. Αυτό σημαίνει ότι σε κάθε επανάληψη (iteration) υπολογίζεται προς ποια κατεύθυνση πρέπει να τροποποιηθούν οι παράμετροι (βάρη) κάθε επιπέδου ώστε να οδηγηθούμε στο ελάχιστο κόστος. Στη συνέχεια, παρατίθενται συνοπτικά οι κυριότερες τεχνικές βελτιστοποίησης:

1. **Γραμμική Παλινδρόμηση (Gradient Descent):** Είναι γνωστό ότι η κλίση (gradient) μιας συνάρτησης  $\nabla f$  σε κάποιο σημείο, είναι ένα διάνυσμα κάθετο στην επιφάνεια της  $f$ , το οποίο έχει κατεύθυνση όπου η  $f$  αυξάνεται με μεγαλύτερο ρυθμό. Εφόσον στόχος μας είναι να ελαχιστοποιήσουμε τη συνάρτηση κόστους, θέλουμε αντίθετη κατεύθυνση από της  $\nabla f$ , δηλαδή τα βάρη θα έχουν φορά ίδια με της  $-\nabla f$ . Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του τύπου  $W' = W - a\nabla f$ , όπου  $f$  η συνάρτηση κόστους και το  $a$  ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate) και ουσιαστικά είναι το βήμα με το οποίο πηγαίνουμε προς την βέλτιστη κατεύθυνση.
2. **Στοχαστική Γραμμική Παλινδρόμηση (Stochastic Gradient Descent-SGD):** Το σημαντικότερο πρόβλημα της γραμμικής παλινδρόμησης είναι η σύγκλιση σε τοπικά ελάχιστα, που εμποδίζει την εύρεση του ολικού ελαχίστου. Για να λυθεί αυτό, η SGD χρησιμοποιεί τυχαία δείγματα κι όχι όλο το σύνολο δεδομένων. Σύγχρονες τεχνικές βελτιστοποίησης, βασισμένες στην SGD, που αποδεδειγμένα συγκλίνουν στο ολικό ελάχιστο είναι οι Adaptive Gradient Algorithm (AdaGrad), Root Mean Square Propagation (RMSProp) και Adam (χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση του μοντέλου της παρούσας διπλωματικής).
3. **Backpropagation:** Είναι η μέθοδος κατά την οποία υπολογίζονται οι μερικές παράγωγοι της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη του κάθε νευρώνα ξεκινώντας τους υπολογισμούς από δεξιά προς τα αριστερά, χρησιμοποιώντας τον κανόνα της αλυσίδας και αποθηκεύοντας τα ενδιάμεσα αποτελέσματα. Με απλά λόγια, πηγαίνουμε προς τα πίσω στο ΤΝΔ για να βρούμε τις μερικές παραγώγους της συνάρτησης κόστους (ποσοτικοποίηση του σφάλματος) ως προς τα βάρη και υπολογίζουμε τις νέες τιμές των βαρών. Πιο συγκεκριμένα η ανανέωση των βαρών γίνεται με τον αλγόριθμο της γραμμικής παλινδρόμησης ως εξής:  $w_{ij}(l, k + 1) = w_{ij}(l, k) - a \frac{\partial C}{\partial w_{ij}(l, k)}$ , όπου  $w_{ij}(l, k)$  το βάρος που συνδέει τον νευρώνα  $j$  του προηγούμενου επιπέδου  $l-1$  με το νευρώνα  $i$  του

επόμενου επιπέδου  $l$  μετά από  $k$  βήματα του αλγορίθμου, α το βήμα εκπαίδευσης και  $C$  η συνάρτηση κόστους. Μετά από πολύπλοκες μαθηματικές πράξεις που δεν παρουσιάζονται στην παρούσα εργασία βγαίνει το συμπέρασμα ότι ξεκινώντας από δεξιά προς τα αριστερά στο Σχήμα 2.6, κάθε φορά που γίνεται ένας υπολογισμός σε κάποιο επίπεδο, το αποτέλεσμα προωθείται στο προηγούμενο του. Όλοι οι υπολογισμοί εξαρτώνται από τη διαφορά επιθυμητής και προβλεπόμενης εξόδου. Χωρίς την πληροφορία από το δεξιότερο, δεν είναι δυνατό να γίνει ο υπολογισμός των νέων βαρών στο προηγούμενο επίπεδο.

### 2.3.2 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN)

Ως αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα ορίζουμε τα δίκτυα που έχουν έναν τουλάχιστον βρόχο ανάδρασης. Όταν σε ένα δίκτυο η έξοδος ενός κόμβου δίνεται σαν είσοδος στον ίδιο κόμβο τότε λέμε ότι στο δίκτυο υπάρχει ανάδραση. Τα RNN χρησιμοποιούνται κατά κόρον στην πρόβλεψη ακολουθιών και χρονοσειρών, αφού σε αυτά τα προβλήματα χρειάζεται πληροφορία παρελθοντικών τιμών για πρόβλεψη μελλοντικών. Ο τρόπος με τον οποίο το αναδρομικό δίκτυο, περνάει πληροφορία από το ένα χρονικό βήμα, στο επόμενο, είναι κρατώντας μια εσωτερική, “κρυφή” κατάσταση του κάθε αναδρομικού κελιού. Με κάθε νέο δείγμα, αυτή η κατάσταση ενημερώνεται μέσω μιας αναδρομικής σχέσης μεταξύ τωρινής εισόδου, εξόδου, και της προηγούμενης τιμής της εσωτερικής κατάστασης[22].

Θα μελετηθούν λοιπόν, οι εξισώσεις της πρόσθιας διάδοσης για το RNN του Σχήματος 2.7. Η πρόσθια διάδοση ξεκινά με μία αρχικοποίηση της αρχικής κατάστασης  $h_0$ , κι έπειτα για κάθε βήμα εφαρμόζουμε τις ακόλουθες εξισώσεις ανανεώνοντας τις τιμές.

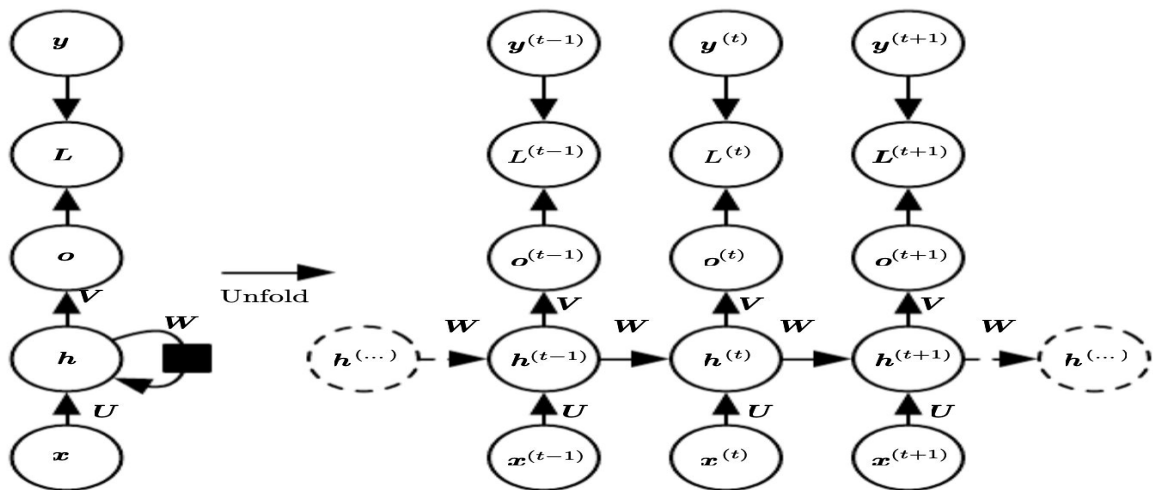
$$a_t = b + Wh_{t-1} + Ux_t \quad (1)$$

$$h_t = \tanh(a_t) \quad (2)$$

$$o_t = c + Vh_t \quad (3)$$

$$L_{\text{ΟΛΙΚΟ}} = \sum_t L_t \quad (4)$$

όπου  $b, c$  είναι όροι πόλωσης,  $U, V, W$  είναι πίνακες βαρών για τη σύνδεση εισόδου-κρυφών, κρυφών-εξόδου και κρυφών-κρυφών επιπέδων αντίστοιχα. Η επιλογή της υπερβολικής εφαπτομένης στην (2) μπορεί να αντικατασταθεί από άλλη συνάρτηση ενεργοποίησης αρκεί να είναι μη γραμμική για να προσθέτει μη γραμμικότητα στο σύστημα. Η συνάρτηση κόστους  $L_t$  είναι η διαφορά πραγματικής και επιθυμητής εξόδου. Το σχήμα και η μαθηματική ανάλυση μελετήθηκαν από το βιβλίο *Deep Learning, Goodfellow, Bengio, Courville* [2].



**Σχήμα 2.7:** (Αριστερά) Το αναδρομικό δίκτυο και η συνάρτηση κόστους με τις αναδρομικές συνδέσεις. (Δεξιά) Το ίδιο δίκτυο ξετυλιγμένο στο χρόνο, με τον κάθε κόμβο να σχετίζεται με μία συγκεκριμένη στιγμή στο χρόνο [22].

Για την εκπαίδευση του δικτύου, χρησιμοποιείται η τεχνική βελτιστοποίησης Backpropagation Through Time (BPTT), η οποία μοιάζει με την Backpropagation. Αρχικά, υπολογίζονται οι προβλέψεις του ΤΝΔ, έπειτα ξεδιπλώνεται το ΤΝΔ όπως στο δεξί μέρος του σχήματος 2.7 και υπολογίζονται τα κόστη για κάθε στιγμή. Τέλος το δίκτυο επανέρχεται στην αναδρομική του μορφή (2.7(Αριστερά)).

### 2.3.3 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN)

Πρόκειται για ένα είδος νευρωνικών δικτύων για επεξεργασία δεδομένων που η τοπολογία τους έχει τη μορφή πλέγματος. Παραδείγματα τέτοιων δεδομένων είναι οι εικόνες αν τις σκεφτούμε σαν δισδιάστατα πλέγματα από pixel ή οι χρονοσειρές, αν τις σκεφτούμε σαν μονοδιάστατα πλέγματα, παίρνοντας δείγματα ανά περιοδικά, τακτά διαστήματα. Τα CNN πήραν το όνομά τους από την πράξη της συνέλιξης και η κύρια διαφορά τους με τα feed-forward neural networks είναι ότι χρησιμοποιούν συνέλιξη αντί για πολλαπλασιασμό πινάκων σε τουλάχιστον ένα επίπεδό τους.

Για προβλήματα με δεδομένα δισδιάστατες εικόνες, που είναι πιο ευρεία η χρήση των CNNs, έχω τον τύπο της δισδιάστατης διακριτής συνέλιξης:

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n)$$

όπου  $(i,j)$  ένα pixel της εικόνας,  $I$  η διδιάστατη εικόνα και  $K$  το διδιάστατο φίλτρο (kernel) που σκανάρει την εικόνα και την φιλτράρει δίνοντας ως αποτέλεσμα τον πίνακα εξόδου  $S$  [22].

Ένα CNN έχει ένα επίπεδο εισόδου, ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα και ένα επίπεδο εξόδου. Υπάρχουν 4 βασικές λειτουργίες που εκτελούνται στα κρυφά επίπεδα [23]:

1. Συνέλιξη (Convolution)
2. Μη γραμμικότητα (Non linearity)
3. Συγκέντρωση ή Υποδειγματοληψία (Pooling)
4. Κατηγοριοποίηση από πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο (Fully Connected Layer for Classification)

### 2.3.3.1 Επίπεδο Συνέλιξης (Convolution)

Το επίπεδο συνέλιξης χρησιμοποιεί ένα σύνολο από φίλτρα τα οποία εντοπίζουν ορισμένα μοτίβα που “παρατηρούν” στο σήμα εισόδου. Συνήθως, δεν “σκανάρουν” όλα τα δεδομένα εισόδου ταυτόχρονα. Για παράδειγμα, μία εικόνα με 100x100 pixels, χρειάζεται ένα επίπεδο με 10.000 κόμβους. Αντί για αυτό χρησιμοποιείται ένα επίπεδο με π.χ. 10 x 10 κόμβους στο οποίο τροφοδοτούνται τα πάνω αριστερά 10x10 pixel της εικόνας. Μόλις περαστεί αυτή η είσοδος το επίπεδο τροφοδοτείται με τα επόμενα 10x10 pixel γλιστρώντας κατά πλάτος και κατά ύψος. Με αυτόν τον τρόπο, το φίλτρο (kernel) περιστρέφεται στο πλέγμα εισόδου αναγνωρίζοντας χαρακτηριστικά/μοτίβα και υπολογίζει έναν χάρτη χαρακτηριστικών (feature map), ο οποίος δίνεται σαν είσοδος στο επόμενο επίπεδο.

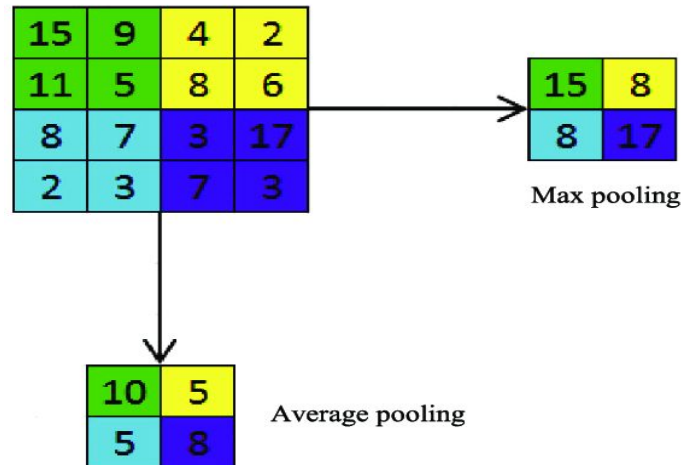
### 2.3.3.2 Μη γραμμικότητα (Non linearity)

Η μη γραμμικότητα στα CNNs επιτυγχάνεται με την τοποθέτηση είτε στο τέλος είτε ανάμεσα στους νευρώνες, μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, οι οποίες παίρνουν την απόφαση για το αν θα πυροδοτηθεί ένας νευρώνας. Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η ReLU (βλ. 2.2.2.4), καθώς δεν ενεργοποιεί όλους τους νευρώνες ταυτόχρονα, κάνοντας έτσι, πιο γρήγορο και αποδοτικό το μοντέλο.

### 2.3.3.3 Συγκέντρωση ή Υποδειγματοληψία (Pooling)



Τα επίπεδα συγκέντρωσης βρίσκονται ανάμεσα στα επίπεδα συνέλιξης των CNN. Αυτό που επιτυγχάνει αυτό το επίπεδο είναι να μειώνει τη διαστατικότητα του συστήματος μειώνοντας τις παραμέτρους και κατ' επέκταση τους υπολογισμούς στο δίκτυο. Μειώνει τις διαστάσεις του πίνακα εισόδου συνδυάζοντας τις εξόδους του προηγούμενου επιπέδου. Συνδυάζει pixels περιοχών της εικόνας εισόδου, υπολογίζοντας το μέγιστο (max pooling) ή το μέσο (average pooling) των τιμών.



Σχήμα 2.8: Σύγκριση average και max pooling με 2x2 φίλτρα

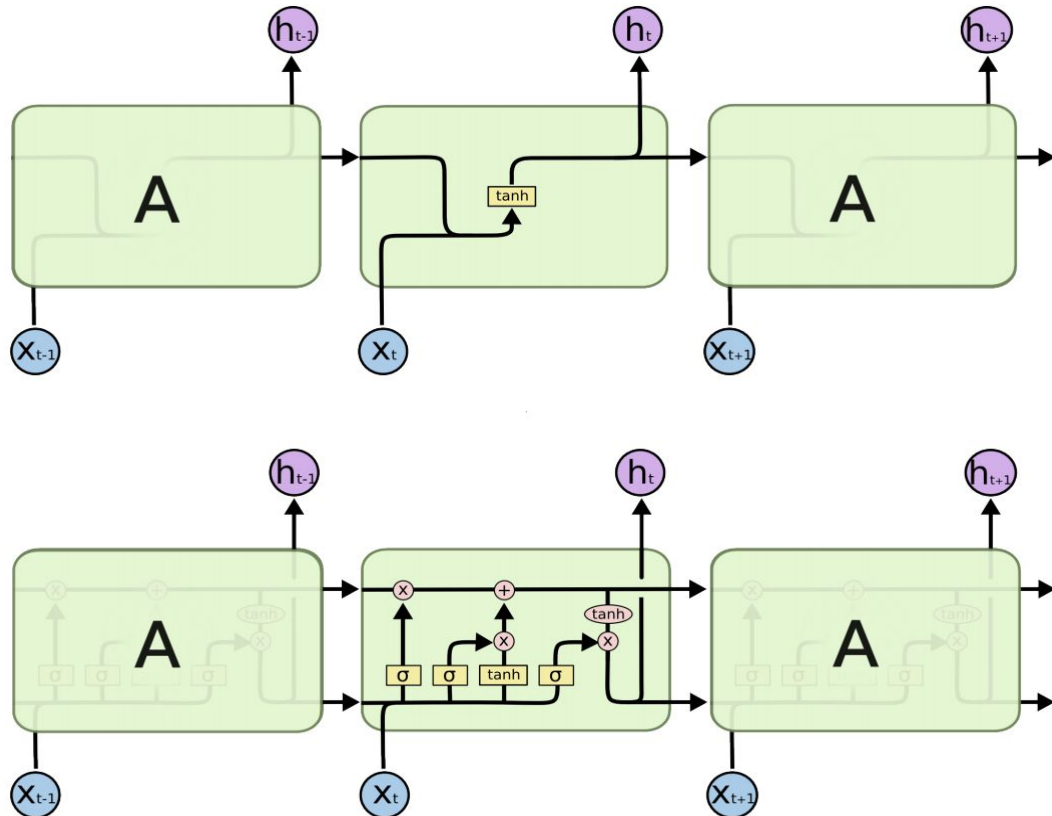
#### 2.3.3.4 Πλήρως Συνδεδεμένο Επίπεδο

Σε αυτό το επίπεδο, οι νευρώνες συνδέονται με όλους τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου, όπως στο Σχήμα 2.6. Σκοπός αυτού του επιπέδου είναι να χρησιμοποιήσει και να συνδυάσει τα αποτελέσματα των παραπάνω επιπέδων, εξάγοντας συμπεράσματα για το αρχικό πλέγμα εισόδου και ταξινομώντας το (αν πρόκειται για πρόβλημα ταξινόμησης) στην κλάση που ταιριάζει καλύτερα.

#### 2.3.4 Long Short Term Memory Network (LSTM)

Όπως είδαμε στην παράγραφο 2.3.2, για προβλήματα στα οποία απαιτούνται πληροφορίες από παρελθοντικές/προηγούμενες τιμές δεδομένων, χρησιμοποιούνται τα RNNs, τα οποία είναι δίκτυα με αναδράσεις, που επιτρέπουν να διατηρούνται οι πληροφορίες. Παρά το γεγονός ότι η αρχιτεκτονική τους, θεωρητικά, φαίνεται να τους δίνει τη δυνατότητα να χειριστούν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις, στην πράξη, αποδεικνύεται ότι δεν μπορούν να το καταφέρουν [24].

Για το λόγο αυτό παρουσιάστηκε η ανάγκη για ανάπτυξη αλγορίθμων ικανών να χειριστούν δεδομένα με μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις. Έτσι αναπτύχθηκαν τα Long Short Term Memory Networks (LSTMs), τα οποία παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά από τους *Hochreiter, Schmidhuber (1997)* [25]. Πρόκειται για μία ειδική περίπτωση RNNs και είναι ειδικά σχεδιασμένα να αντιμετωπίζουν το πρόβλημα της μακροπρόθεσμης εξάρτησης. Παρακάτω φαίνεται σε πλήρη αναλογία η δομή του βασικού κελιού ενός RNN κι ενός LSTM δικτύου.



**Σχήμα 2.9:** (Πάνω) Η δομή ενός απλού RNN. (Κάτω) Η δομή ενός απλού LSTM

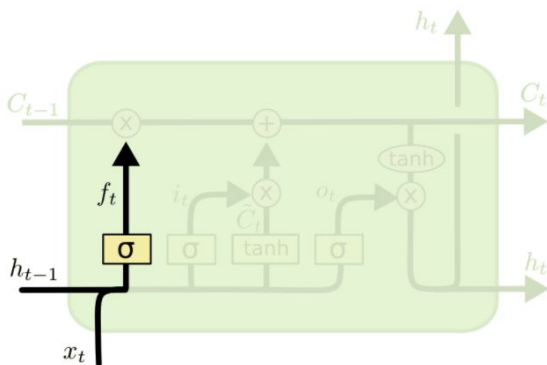
Η λειτουργία του LSTM βασίζεται σε δομές που ονομάζονται πύλες (gates), οι οποίες δίνουν τη δυνατότητα στο σύστημα να επιλέγει τις πληροφορίες που πρέπει να “ξεχάσει” κι αυτές που πρέπει να κρατήσει. Οι πύλες αυτές αποτελούνται από σιγμοειδείς συναρτήσεις που δέχονται ένα σήμα εισόδου και το πολλαπλασιάζουν με ένα δεύτερο διάνυσμα υπολογίζοντας μία έξοδο. Ο ρόλος της σιγμοειδούς σε κάθε κελί είναι να φιλτράρει πόση από την πληροφορία πρέπει να κρατήσει. Έτσι, για τιμή ίση με το μηδέν επιλέγει να ξεχάσει την πληροφορία και για τιμή ίση με τη μονάδα επιλέγει να κρατήσει όλη την πληροφορία.

Αναλύοντας τη λειτουργία των πυλών του LSTM μπορούμε να κατανοήσουμε την λειτουργία του [26].

- **Forget Gate:** Σε αυτή την πύλη επιτελείται η λειτουργία της επιλογής της πληροφορίας που πρέπει να ξεχαστεί από την προηγούμενη κρυφή

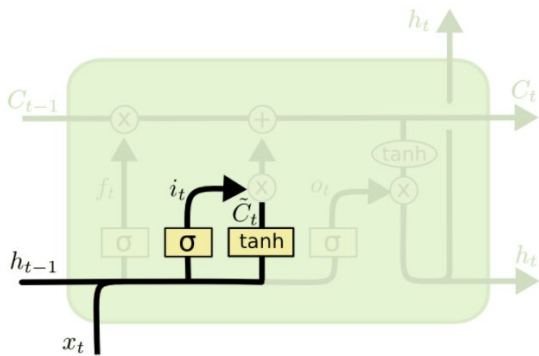
κατάσταση  $h_{t-1}$  και την νέα είσοδο  $x_t$ . Δίνεται σαν αποτέλεσμα ένας αριθμός στο διάστημα  $[0,1]$  για κάθε τιμή του cell state  $C_{t-1}$ .

- **Input Gate:** Στη συνέχεια, αποφασίζεται, πόση από τη νέα πληροφορία θα αποθηκεύσουμε στο cell state  $C$ . Αυτό γίνεται, αρχικά, με τη σιγμοειδή να επιλέγει τις τιμές που θα ενημερωθούν, καθώς και με την πύλη  $\tanh$ , η οποία παράγει ένα υποψήφιο διάνυσμα τιμών  $\hat{C}_t$  για αυτές.
- **Update gate:** Στη συνέχεια, το cell state  $C_t$  ενημερώνεται για τις πληροφορίες που πρέπει να ξεχάσει μέσω της forget gate και για το ποσοστό των πληροφοριών που πρέπει να κρατήσει μέσω της update gate.
- **Output Gate:** Τέλος αποφασίζεται, τι αποτέλεσμα θα παραχθεί στην έξοδο. Για να επιτευχθεί αυτό, η κατάσταση που υπολογίστηκε από τα προηγούμενα βήματα  $C_t$  φιλτράρεται παίρνοντας τιμές στο  $[-1,1]$  περνώντας από μια συνάρτηση  $\tanh$  και πολλαπλασιάζεται με την έξοδο ενός σιγμοειδούς επιπέδου, η οποία περιέχει πληροφορίες από την προηγούμενη κρυφή κατάσταση  $h_{t-1}$  και την νέα είσοδο  $x_t$ , δίνοντας έτσι την έξοδο του κελιού.



$$f_t = \sigma (W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

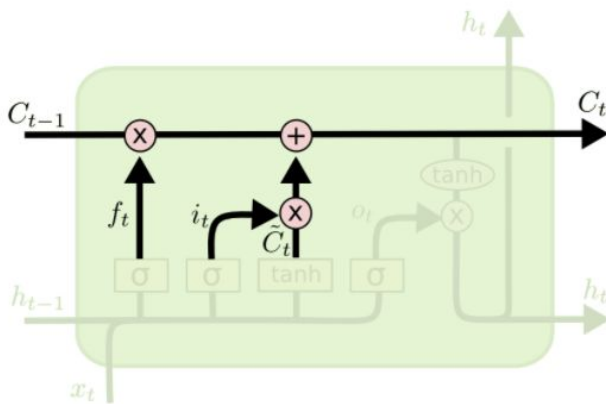
**Σχήμα 2.10:** Λειτουργία πύλης forget



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

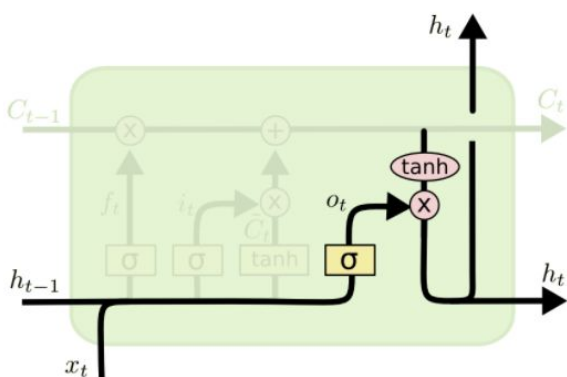
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

Σχήμα 2.11: Λειτουργία πύλης input



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

Σχήμα 2.12: Λειτουργία πύλης Update



$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Σχήμα 2.13: Λειτουργία πύλης Output



## Κεφάλαιο 3

# Συγκέντρωση, Ανάλυση και Προεπεξεργασία Δεδομένων

Μία από τις κυριότερες προϋποθέσεις για την σωστή εκπαίδευση και λειτουργία του μοντέλου είναι η πρόσβαση στα κατάλληλα δεδομένα. Αν αυτό δεν είναι εφικτό, τότε με όση προσοχή και μελέτη και να έχει επιλεγθεί ο αλγόριθμος μάθησης είναι δύσκολο να οδηγηθούμε σε σωστές προβλέψεις. Αυτά τα δεδομένα πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά των δειγμάτων που θέλουμε να προβλέψουμε και στην κατάλληλη μορφή ώστε να μπορεί να τα αναγνωρίσει και να τα επεξεργαστεί ο αλγόριθμος μάθησης. Παρά την απλότητα που φαινομενικά παρουσιάζει η συγκέντρωση κι η ανάλυση δεδομένων, στην πραγματικότητα, στις μέρες μας, με τον

τεράστιο όγκο δεδομένων που είναι διαθέσιμα υπάρχει ο κίνδυνος να αποκτηθούν τα λανθασμένα δεδομένα ή τις περισσότερες φορές δεδομένα με μεγάλο ποσοστό θορύβου που δυσκολεύει την ανάλυση και επεξεργασία τους. Με αυτά τα προβλήματα ασχολείται η Επιστήμη των Δεδομένων.

### 3.1 Επιστήμη των Δεδομένων

Η αλματώδης ανάπτυξη των υπολογιστικών συστημάτων (τόσο σταθερών όσο και κινητών) σε συνάρτηση με την ολοένα και μεγαλύτερη διείσδυση των ασύρματων και των ενσύρματων δικτύων έχουν ως συνέπεια την δημιουργία πολύ μεγάλων όγκων δεδομένων σε καθημερινή βάση. Η αποτελεσματική ανάλυση αυτών των δεδομένων μπορεί να προσφέρει ουσιαστικές λύσεις και να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων σε διάφορα επίπεδα.

Η ίδια η Επιστήμη των Δεδομένων είναι στη βάση της ένα διεπιστημονικό πεδίο με κύριο αντικείμενο τη διαχείριση, ανάλυση, επεξεργασία και εξαγωγή γνώσης από δεδομένα είτε σε δομημένη είτε σε αδόμητη μορφή. Οι ραγδαίες εξελίξεις των τελευταίων ετών στον τομέα της διαχείρισης των δεδομένων έχουν οδηγήσει στην εμφάνιση νέων αλγορίθμων και αρχιτεκτονικών που επιτυγχάνουν πολύ μεγάλη βελτίωση στην ταχύτητα επεξεργασίας πολύ μεγάλων, ετερογενών και συνεχώς μεταβαλλόμενων όγκων δεδομένων. Ως διεπιστημονικά πεδία, η Επιστήμη των Δεδομένων και η Μηχανική Μάθηση έχουν άμεση εξάρτηση, πέρα από τα μαθηματικά και την πληροφορική και με το πεδίο εφαρμογής τους, το οποίο μπορεί να σχετίζεται για παράδειγμα με την επεξεργασία και ανάλυση εικόνας και βίντεο, την ανάλυση κοινωνικών δικτύων, την επεξεργασία γεωχωρικών δεδομένων κλπ.

### 3.2 Συγκέντρωση Δεδομένων

Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα που αντιμετωπίστηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι η συγκέντρωση των απαραίτητων δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου. Στόχος ήταν η απόκτηση δεδομένων επαρκών για την σωστή εκπαίδευση του μοντέλου αλλά και περιεκτικών για να μην αυξηθεί ο όγκος τους, καθυστερώντας την εκπαίδευση και επηρεάζοντας την αποδοτικότητα του μοντέλου. Η πηγή για την συγκέντρωση των δεδομένων είναι, λόγω αξιοπιστίας και ανοικτότητας των δεδομένων, το Ευρωπαϊκό Δίκτυο των Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ENTSO-E) [28][29].

#### 3.2.1 Έτοιμα Δεδομένα

Η επιλογή των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση έγινε με βάση εργασίες που έχουν ασχοληθεί με το ίδιο πρόβλημα[10][30][31], αλλά και διαισθητικά με σκοπό τη διερεύνηση του κατά πόσο ένα σύνολο δεδομένων επηρεάζει την τιμή της Αγοράς Εξισορρόπησης. Όπως τονίστηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, στην μηχανική μάθηση χρησιμοποιήθηκαν τα δεδομένα της Ολλανδίας για την περίοδο 2015-2020, λόγω των δεκαπεντάλεπτων μετρήσεων που παρέχονται στον ENTSO-E (σε αντίθεση με την Ελλάδα της οποίας οι μετρήσεις είναι ωριαίες) και κυρίως της διαθεσιμότητας όλων των συνόλων δεδομένων που κρίθηκε ότι επηρεάζουν την Αγορά Εξισορρόπησης και επιλέχθηκαν για την εκπαίδευση του αλγορίθμου μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν είναι η Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής (Actual Generation per Production Type, όπου τύπος παραγωγής π.χ. Φωτοβολταϊκός, Αιολικός κ.α.), Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας (Generation Forecast - Day Ahead), Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά (Generation Forecasts for Wind and Solar), οι Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής (Unavailability of Generation Units), το Πραγματικό Συνολικό Φορτίο (Actual Total Load), το Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο της Επόμενης Ημέρας (Total Load Forecast - Day Ahead), Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανα Τύπο Παραγωγής (Installed Capacity per Production Type), Εισαγωγές (Scheduled Commercial Exchanges), Τιμή Επόμενης Ημέρας (Day-Ahead Prices), Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης (Prices of Activated Balancing Energy). Σε αυτό το σημείο, να τονιστεί ότι όταν αναφερόμαστε στα “προβλεπόμενα” σύνολα δεδομένων, δεν εννοούμε ότι έχουν προβλεφθεί από εμάς, αλλά δίνονται από τον ENTSO-E σαν ξεχωριστά σύνολα δεδομένων, τα οποία συνήθως εκτιμούνται από τον Διαχειριστή Συστημάτων Διανομής της εκάστοτε χώρας. Τα παραπάνω είναι τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν έτοιμα με την έννοια ότι δεν χρειάστηκε να τα επεξεργαστούμε για να εξάγουμε κάποια νέα πληροφορία. Στην επόμενη ενότητα, θα συζητηθούν τα δεδομένα που εξάγαμε από τα έτοιμα για να έχουμε περισσότερα χαρακτηριστικά κατά την εκπαίδευση. Παρακάτω φαίνονται οι πίνακες των έτοιμων δεδομένων με τα χαρακτηριστικά τους όπως δίνονται από τον ENTSO-E [32].

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1



DateTime	2018-03-01 00:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
areacode	10YMK-MEPSO—8
AreaTypeCode	CTA
AreaName	MEPSO CA
MapCode	MK
ProductionType	Wind Onshore
ActualGeneration Output	0.00
ActualConsumtion	
UpdateTime	2018-02-28 15:21:18

DateTime	2018-03-01 00:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
areacode	10YBA-JPCC— D
AreaTypeCode	CTA
AreaName	NOS BiH CA
MapCode	BA
ScheduledGeneration	1867.00
ScheduledConsumtion	
UpdateTime	2018-03-01 11:48:37

**Πίνακες 3.1 & 3.2:** (Αριστερά) Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής. (Δεξιά) Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας.

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1
DateTime	2018-03-01 00:00:00.000
ResolutionCode	PT15M
areacode	10YAT-APG— —L
AreaTypeCode	CTA

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	9
StartTS	2018-03-09 22:59:00.000
EndTS	2018-03-27 07:01:00.000
TimeZone	WET
MRID	58xJ9PsT3CUxdEnikP3 qw
Status	Active
Type	Planned
areacode	10YGB—A
AreaTypeCode	CTA

AreaName	APG CA
MapCode	AT
ProductionType	Solar
AggregatedGenerationForecast	0.00
UpdateTime	2018-02-27 17:26:21

AreaName	National Grid CA
MapCode	GB
PowerResourceEIC	48W000000GYAR-15
UnitName	GYAR-1
ProductionType	Fossil Gas
InstalledGenCapacity	420.00
UnavailabilityValue	0
Version	1
Reason	Complementary Information
UpdateTime	2018-02-28 15:21:18
ID	3798

**Πίνακες 3.3 & 3.4:** (Αριστερά) Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά. (Δεξιά) Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής.

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	2
DateTime	2018-03-02 20:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
areacode	10Y1001A1001A74G
AreaTypeCode	BZN
AreaName	IT-Sardinia BZ
MapCode	IT_SARD
TotalLoadValue	1114.00

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1
DateTime	2018-03-01 02:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
areacode	10YBA-JPCC—D
AreaTypeCode	CTA
AreaName	NOS BiH CA
MapCode	BA
TotalLoadValue	1531.00

UpdateTime	2018-03-03 07:16:38
------------	---------------------

UpdateTime	2018-03-01 12:16:53
------------	---------------------

**Πίνακες 3.5 & 3.6:** (Αριστερά) Πραγματικό Συνολικό Φορτίο. (Δεξιά) Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο της Επόμενης Ημέρας.

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2017
Month	1
Day	1
DateTime	2017-01-01 00:00:00.000
ResolutionCode	P1Y
areacode	10YDE-RWENET—I
AreaTypeCode	CTA
AreaName	Amprion CA
MapCode	DE_Amprion
ProductionType	Biomass

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1
DateTime	2018-03-01 00:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
OutAreacode	10YBA-JPCC—D
OutAreaTypeCode	CTA
OutAreaName	NOS BiH CA
OutMapCode	BA
InAreacode	10YCS-CG-TSO—S

AggregatedInstalledCapacity	1350.00
DeletedFlag	0
UpdateTime	2017-11-14 13:50:57

InAreaTypeCode	CTA
InAreaName	CGES CA
InMapCode	ME
Capacity	138.00
UpdateTime	2018-02-28 14:57:06

**Πίνακες 3.7 & 3.8:** (Αριστερά) Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανα Τύπο Παραγωγής. (Δεξιά) Εισαγωγές.

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1
DateTime	2018-03-01 01:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
AreaCode	10YCS-SERBIATSOV
AreaTypeCode	BZN
AreaName	EMS BZ

Στήλη	Παράδειγμα
Year	2018
Month	3
Day	1
DateTime	2018-03-01 00:00:00.000
ResolutionCode	PT60M
areacode	10Y1001A1001A45N
AreaTypeCode	MBA
AreaName	SE2 MBA
MapCode	SE2
RegisterItemTypeName	Frequency Containment Reserve (FCR)
LoadUpPrice	
LoadDownPrice	

MapCode	RS
Price	36.04
Currency	EUR
UpdateTime	2018-02-28 10:32:42

GenerationUpPrice	
GenerationDownPrice	
NotSpecifiedUpPrice	40.52
NotSpecifiedDownPrice	39.05
PriceType	AVERAGE
Currency	EUR
UpdateTime	2018-03-01 04:01:49

**Πίνακες 3.9 & 3.10:** (Αριστερά) Τιμή Επόμενης Ημέρας. (Δεξιά) Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης.

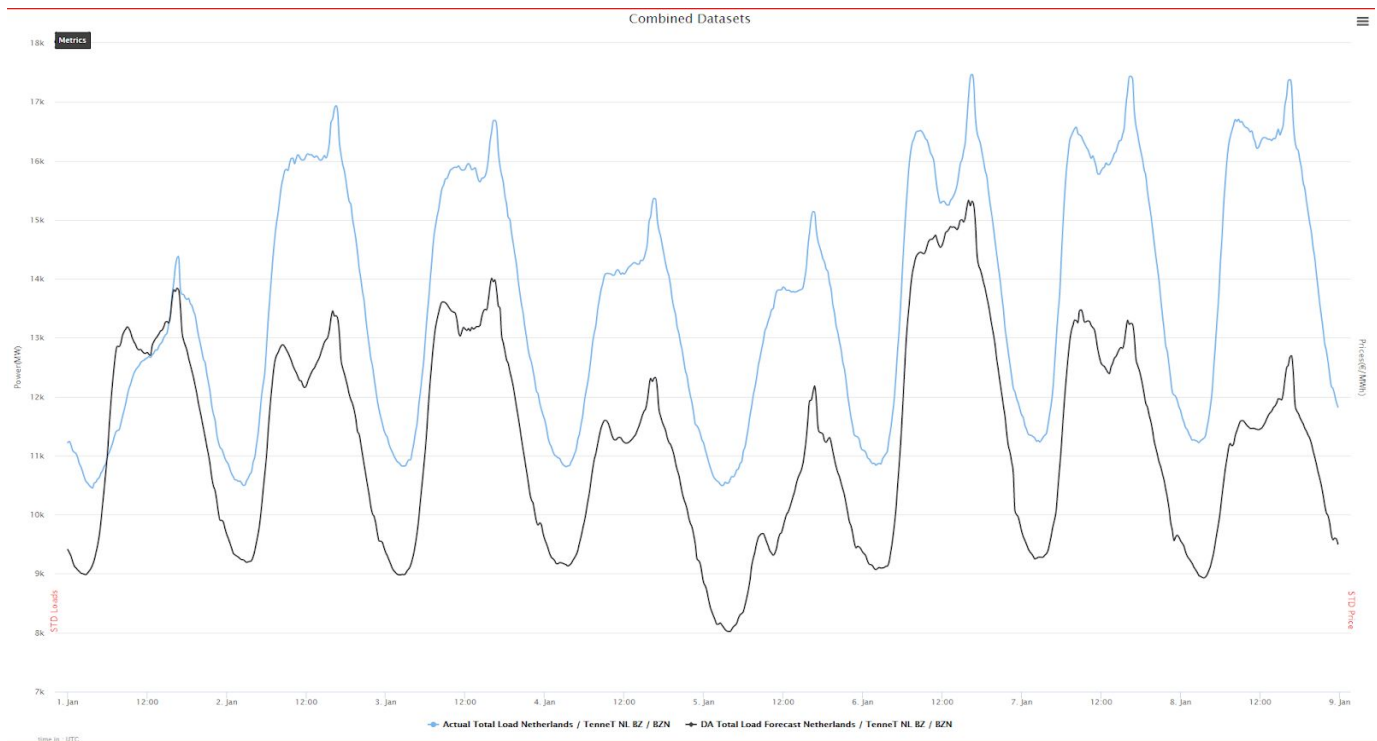
**Επεξηγήσεις και Σχόλια για τα δεδομένα από τον ENTSO-E:** Αρχικά, να τονιστεί ότι οι στήλες AreaCode, AreaTypeCode, AreaName και MapCode αφορούν τη χώρα και τη ζώνη συναλλαγών που αναφέρεται η συγκεκριμένη γραμμή των δεδομένων, ενώ το ResolutionCode αναφέρεται στα χρονικά διαστήματα που κάνει τις μετρήσεις η κάθε χώρα (π.χ. PT15M σημαίνει ότι οι μετρήσεις είναι ανά 15 λεπτά, PT1Y σημαίνει ότι οι μετρήσεις είναι ανά ένα έτος). Στον Πίνακα 1, η στήλη ActualGenerationOutput αναφέρεται στην ποσότητα ενέργειας που έχει παραχθεί από τον συγκεκριμένο τύπο παραγωγής (ProductionType π.χ. Solar - Φωτοβολταϊκά) τη δεδομένη χρονική στιγμή (DateTime). Ομοίως και στον Πίνακα 3, με τη διαφορά ότι οι τύποι παραγωγής περιορίζονται σε 3, Φωτοβολταϊκά (Solar), Αιολικά στη στεριά (Wind Onshore) και Αιολικά Υπεράκτια (Wind Offshore). Στον Πίνακα 4, η στήλη InstalledGenCapacity αναφέρεται στην μέγιστη χωρητικότητα παραγωγής της μονάδας με όνομα UnitName σε περίπτωση που οι μη διαθέσιμες μονάδες είναι μηδενικές και η στήλη UnavailabilityValue αναφέρεται στις μονάδες που δεν είναι διαθέσιμες τη δεδομένη χρονική στιγμή. Στον Πίνακα 7, κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει τη μέγιστη ημερήσια χωρητικότητα για τον τύπο παραγωγής ProductionType για τη χώρα με MapCode π.χ. NL (Netherlands) το δεδομένο έτος Year. Στον Πίνακα 8, οι στήλες με πρόθεμα In- αναφέρονται στη χώρα που εισάγει το συγκεκριμένο Capacity και οι στήλες με πρόθεμα Out- αναφέρονται στις χώρες που το εξάγουν. Στον Πίνακα 10, η Ολλανδία έχει μόνο τιμές στο NotSpecifiedUpPrice και NotSpecifiedDownPrice κι αυτές είναι που προβλέπουμε, με τα LoadUpPrice, LoadDownPrice, GenerationUpPrice και GenerationDownPrice να έχουν απουσιάζουσες τιμές (NaN values) και να αγνοούνται.

Τα δεδομένα που εν τέλει κρατήθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν είναι αυτά με MapCode = NL, AreaTypeCode = BZN και AreaName = TenneT NL BZ, ενώ για τις τιμές αγοράς εξισορρόπησης αυτά με MapCode = NL, AreaTypeCode = MBA και

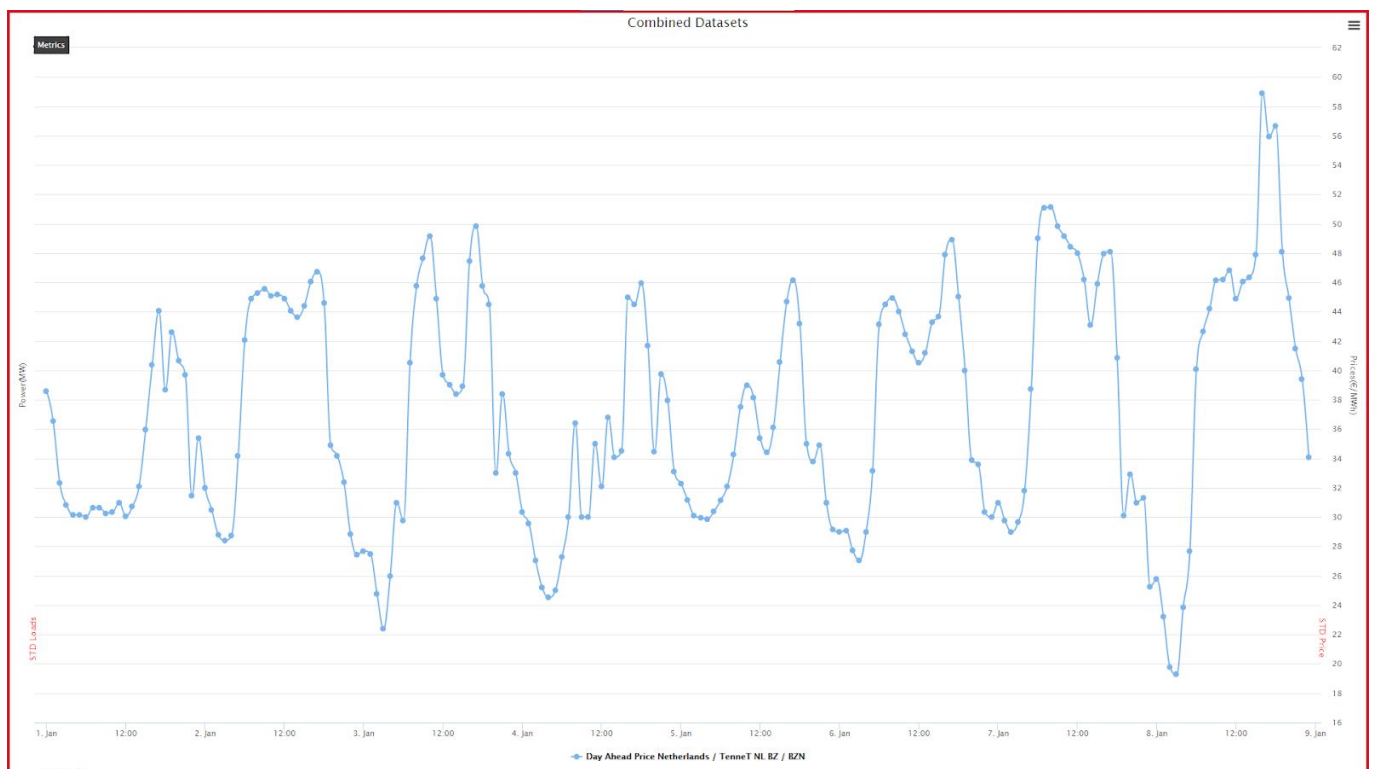
AreaName = TenneT NL BZ και για τις εισαγωγές από το dataset Scheduled Commercial Exchanges τις γραμμές με InMapCode = NL, InAreaTypeCode = BZN και InAreaName = TenneT NL BZ διότι μας ενδιαφέρουν μόνο οι εισαγωγές.

Σύνολο δεδομένων από ENTSO-E	Αριθμός γραμμών του συνόλου
Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής	2038943
Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας	52488
Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά	630136
Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής	227357
Πραγματικό Συνολικό Φορτίο	210432
Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο της Επόμενης Ημέρας	210424
Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανα Τύπο Παραγωγής	120
Εισαγωγές	153913
Τιμή Επόμενης Ημέρας	52512
Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης	526431

**Πίνακας 3.11:** Τα σύνολα δεδομένων της Ολλανδίας από τον ENTSO-E και ο αριθμός των δειγμάτων τους πριν την επεξεργασία.



**Σχήμα 3.1:** Ενδεικτικό διάγραμμα με το πραγματικό και το προβλεπόμενο φορτίο της Ολλανδίας για την πρώτη εβδομάδα του 2020.



**Σχήμα 3.2:** Ενδεικτικό διάγραμμα με την τιμή Επόμενης Ημέρας της Ολλανδίας για την πρώτη εβδομάδα του 2020.

### 3.2.2 Δεδομένα που προέκυψαν μετά από ανάλυση

Όπως αναφέρθηκε τα δεδομένα της προηγούμενης ενότητας είναι δεδομένα που δεν υπέστησαν κάποια επεξεργασία εκτός από την προεπεξεργασία που χρειάζεται για να έρθουν σε μορφή αξιοποιήσιμη από τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης κι η οποία αναλύεται σε επόμενη ενότητα. Σε αντίθεση με αυτά, χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση δεδομένα (στήλες), τα οποία εξάχθηκαν από τα έτοιμα δεδομένα. Ο λόγος που επεξεργαστήκαμε τα δεδομένα και εξάγαμε νέα τα οποία προσθέσαμε στο ολικό σύνολο δεδομένων, είναι για τον εμπλουτισμό των δεδομένων καθώς και η διαίσθηση ότι κάποιες πληροφορίες από αυτές που παράχθηκαν είναι σημαντικές και ίσως θα ήταν δύσκολο για τον αλγόριθμο μάθησης να τις αντιληφθεί μόνος του με τον συσχετισμό των δεδομένων.

Συγκεκριμένα, τα δεδομένα που προέκυψαν από την ανάλυση των δεδομένων είναι η πραγματική τιμή και η προβλεπόμενη τιμή παραγωγής φωτοβολταϊκών, αιολικών, υδροηλεκτρικών καθώς και των μη Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (Not RES) από τα σύνολα δεδομένων Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής και Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά αντίστοιχα. Επίσης, μπορεί να θεωρηθεί ότι και η Πραγματική Παραγωγή δεν είναι έτοιμη πληροφορία, καθώς για να βρούμε τη συνολική παραγωγή αθροίζουμε τις παραγωγές από τους επιμέρους τύπους δεδομένων για να υπολογίσουμε την συνολική πραγματική παραγωγή. Στη συνέχεια, από την διαφορά Εγκατεστημένης Χωρητικότητας ανα Τύπο Παραγωγής και Απωλειών των Μονάδων Παραγωγής, εξάγαμε τις Διαθέσιμες Μονάδες Παραγωγής, οι οποίες θεωρήθηκαν πιο σημαντικές από τις μη Διαθέσιμες καθώς είναι πιο πιθανό η τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης να επηρεάζεται από τις διαθέσιμες μονάδες, παρά από τις μη διαθέσιμες χωρίς καμία πληροφορία για τις δυνατότητες (χωρητικότητα) του συστήματος. Τέλος, το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό που εξάχθηκε με ικανοποιητική επιτυχία από το μοντέλο που διαμορφώσαμε είναι η Τάση της Τιμής aFRR Up (αυτόματη Εφεδρεία Αποκατάστασης Συχνότητας, automatic Frequency Restoration Reserve), η οποία είναι και το χαρακτηριστικό για το οποίο γίνεται η κύρια πρόβλεψη στην παρούσα διπλωματική εργασία. Να θυμίσουμε ότι οι FRR στοχεύουν στην αποκατάσταση της Συχνότητας Συστήματος στην ονομαστική της τιμή, δηλαδή τα 50 Hz (βλ.1.3). Πρόκειται για την ετικετοποίηση (labeling) της συμπεριφοράς της τιμής. Δηλαδή, σε περίπτωση που η τιμή εμφανίζει τάση να αυξάνεται σε σχέση με την προηγούμενη χρονική στιγμή, δηλαδή το προηγούμενο τέταρτο, έχουμε την ετικέτα 1, αν η τιμή φαίνεται να μειώνεται σε σχέση με την προηγούμενη τιμή έχουμε την ετικέτα -1, ενώ αν η τιμή εμφανίζει τάση να παραμένει σταθερή έχουμε την ετικέτα 0.



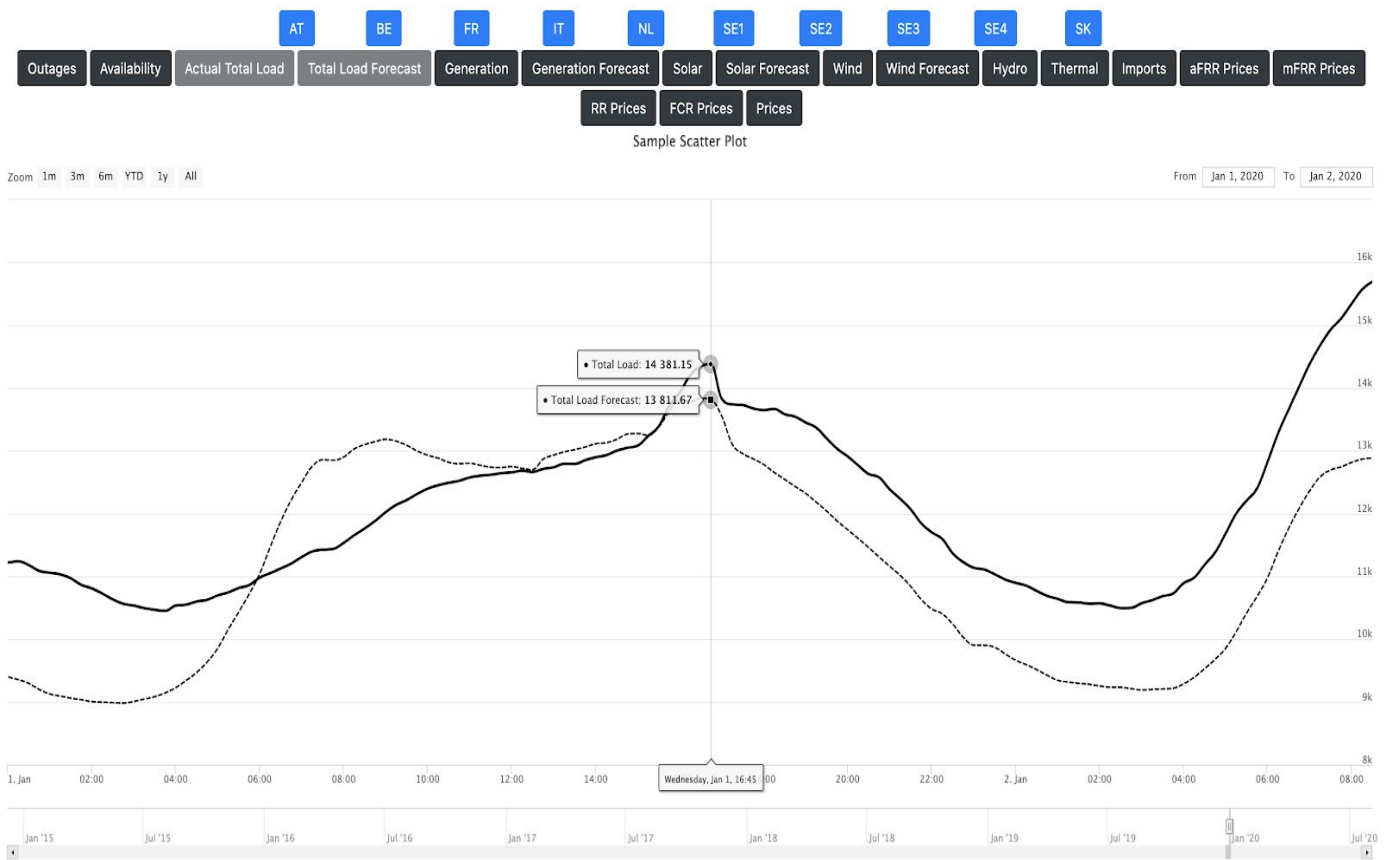
<b>Στήλη που Εξάχθηκε (Όνομα Στήλης) [Μονάδα Μέτρησης]</b>	<b>Σύνολο Δεδομένων από το οποίο εξάχθηκε</b>	<b>Τρόπος Υπολογισμού</b>
Πραγματική Τιμή Παραγωγής Φωτοβολταϊκών (Actual Solar) [MW]	Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής.	Γραμμές από το σύνολο δεδομένων με ProductionType = Solar
Πραγματική Τιμή Παραγωγής Αιολικών (Actual Wind) [MW]	Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής.	Γραμμές από το σύνολο δεδομένων όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Wind (Onshore, Offshore)
Πραγματική Τιμή Παραγωγής Υδροηλεκτρικών (Actual Hydro) [MW]	Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής.	Γραμμές από το σύνολο δεδομένων όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Hydro
Πραγματική Παραγωγή (Actual Generation) [MW]	Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής	Άθροισμα παραγωγής όλων των τύπων παραγωγής για την ίδια ημερομηνία και ώρα
Πραγματική Τιμή Παραγωγής μη Ανανεώσιμων (Actual Not RES) [MW]	Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής.	Το άθροισμα της παραγωγής όλων των τύπων παραγωγής για την ίδια ημερομηνία και ώρα, αγνοώντας τα αιολικά, τα φωτοβολταϊκά και τα υδροηλεκτρικά (3 πρώτες γραμμές)
Προβλεπόμενη Τιμή Παραγωγής Φωτοβολταϊκών (Solar Forecast) [MW]	Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά	Γραμμές από το σύνολο δεδομένων με ProductionType=Solar
Προβλεπόμενη Τιμή Παραγωγής Αιολικών (Wind Forecast) [MW]	Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά	Γραμμές από το σύνολο δεδομένων όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Wind (Onshore, Offshore)
Διαθέσιμες Μονάδες Παραγωγής (Availability) [MW]	Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανά Τύπο Παραγωγής, Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής	Αφαίρεση των Απωλειών από την Συνολική Εγκατεστημένη Χωρητικότητα
Τάση της Τιμής aFRR Up (aFRR Up Price Trend)	Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης	Για τις τιμές στο σύνολο δεδομένων με RegisterItemTypeName= automatic Frequency Restoration Reserve (aFRR), έχουμε 1 για αύξηση, -1 για μείωση, 0 για σταθερή τιμή στη στήλη NotSpecifiedUpPrice

**Πίνακας 3.12:** Στήλες που εξάχθηκαν από τα έτοιμα δεδομένα και ο τρόπος υπολογισμού τους.

### 3.3 Οπτικοποίηση Δεδομένων

Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας συγκέντρωσης και ανάλυσης των δεδομένων προέκυψε συνεχώς η ανάγκη για οπτικοποίηση είτε για να επιβεβαιωθεί ότι τα δεδομένα που αποκτήθηκαν είναι σύμφωνα με τον ENTSO-E είτε για να υπάρχει ένας τρόπος για πιο εύκολη και εύχρηστη μελέτη τους. Θεωρήθηκε χρήσιμο να παρουσιαστεί κι αυτή η διαδικασία καθώς αφορά το πεδίο της Ανάπτυξης Λογισμικού.

Για το σκοπό αυτό αναπτύχθηκε μία αρκετά απλή εφαρμογή σε Angular 10 με τη βοήθεια της βιβλιοθήκης Highcharts κι ο κώδικας μπορεί να βρεθεί στη σελίδα <https://github.com/tolisdotkarag/entsoe-app> στο branch testing. Με την ανάρτηση στον φάκελο assets των επιθυμητών dataset και με την εκτέλεση των εντολών του README.md πλοηγούμαστε στη διεύθυνση <http://localhost:4200/> όπου τρέχει η απλή αυτή εφαρμογή.



**Σχήμα 3.3:** Ενδεικτικό Use Case της εφαρμογής, όπου φαίνεται το Πραγματικό και Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο της Ολλανδίας για την 1/1/2020. Επιλέγοντας μία χώρα με τα μπλε κουμπιά στο πάνω μέρος της οθόνης και από τα μαύρα κουμπιά το επιθυμητό dataset εμφανίζονται οι γραφικές παραστάσεις για το σύνολο των δεδομένων και με τη συμπλήρωση των ημερομηνιών στις φόρμες στο πάνω δεξιά μέρος της οθόνης ή με τον χειρισμό της μπάρας στο κάτω μέρος της οθόνης μπορούμε να δούμε με περισσότερες λεπτομέρειες συγκεκριμένες ημερομηνίες. Τα πραγματικά δεδομένα φαίνονται με συνεχή γραμμή, ενώ τα προβλεπόμενα με διακεκομμένη.

### 3.4 Τροποποίηση Δεδομένων

Για να δοθούν τα δεδομένα μας σαν είσοδος στον αλγόριθμο μάθησης ώστε αυτός να εκπαιδευτεί και να βγάλει συμπεράσματα με βάση αυτά είναι απαραίτητο αυτά να έρθουν σε μία μορφή που είναι κατανοητή από τον αλγόριθμο. Αρχικά, επειδή τα αρχικά dataset περιέχουν επιπλέον στήλες που δεν προσφέρουν πληροφορία, κρατάμε μόνο τις στήλες με την ημερομηνία (DateTime) και την κατά

περίπτωση σημαντική πληροφορία. Αναλυτικά οι σημαντικές πληροφορίες κάθε έτοιμου dataset φαίνονται στο παρακάτω πίνακα.

Σύνολο Δεδομένων [Μονάδα Μέτρησης]	Σημαντική πληροφορία
Πραγματική Παραγωγή με βάση τον Τύπο Παραγωγής [MW]	ProductionType, ActualGenerationOutput
Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας [MW]	ScheduledGeneration
Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά [MW]	ProductionType, AggregatedGenerationForecast
Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής [MW]	UnavailabilityValue
Πραγματικό Συνολικό Φορτίο [MW]	TotalLoadValue
Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο της Επόμενης Ημέρας [MW]	TotalLoadValue
Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανά Τύπο Παραγωγής [MW]	AggregatedInstalledCapacity
Εισαγωγές [MW]	Capacity
Τιμή Επόμενης Ημέρας [€]	Price
Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης [€]	NotSpecifiedUpPrice, NotSpecifiedDownPrice

**Πίνακας 3.13:** Οι σημαντικές πληροφορίες που κρατήθηκαν για κάθε σύνολο δεδομένων. Για τα ονόματα της δεξιάς στήλης βλ. Πίνακες 1-10.

Μάλιστα, από τις σημαντικές αυτές πληροφορίες εξάγαμε και τις επιπλέον στήλες που συζητήσαμε παραπάνω. Έτσι, λοιπόν, δημιουργήσαμε το ολικό σύνολο δεδομένων με στήλες Actual Total Load, Total Load Forecast, Actual Generation, Generation Forecast, Solar, Solar Forecast, Wind, Wind Forecast, Hydro, Actual Not RES, Not RES Forecast (Generation Forecast - Solar Forecast - Wind Forecast), Outages (Unavailability), Availability (AggregatedInstalledCapacity - Unavailability), Imports, Day-Ahead Price, Balancing Price Up, Balancing Price Down.

<b>Στήλες του Συνόλου Δεδομένων</b>	<b>Τρόπος Υπολογισμού</b>
Actual Total Load	Στήλη TotalLoadValue στο σύνολο δεδομένων Πραγματικό Συνολικό Φορτίο
Total Load Forecast	Στήλη TotalLoadValue στο σύνολο δεδομένων Προβλεπόμενο Συνολικό Φορτίο
Actual Generation	Άθροισμα όλων των μονάδων παραγωγής για κάθε ProductionType στο σύνολο δεδομένων Πραγματική Παραγωγή ανά Τύπο Παραγωγής
Generation Forecast	Στήλη ScheduledGeneration στο σύνολο δεδομένων Προβλεπόμενη Παραγωγής Επόμενης Ημέρας
Actual Solar	Στήλη ActualGenerationOutput από το σύνολο δεδομένων Πραγματική Παραγωγή ανά Τύπο Παραγωγής για τις γραμμές με ProductionType = Solar
Solar Forecast	Στήλη ActualGenerationForecast από το σύνολο δεδομένων Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά για τις γραμμές με ProductionType = Solar
Actual Wind	Στήλη ActualGenerationOutput από το σύνολο δεδομένων Πραγματική Παραγωγή ανά Τύπο Παραγωγής όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Wind (Onshore, Offshore)
Wind Forecast	Στήλη ActualGenerationForecast από το σύνολο δεδομένων Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας για Αιολικά και Ηλιακά όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Wind
Actual Hydro	Στήλη ActualGenerationOutput από το σύνολο δεδομένων Πραγματική Παραγωγή ανά Τύπο Παραγωγής όπου το ProductionType περιέχει τη λέξη Hydro
Actual Not RES	Το άθροισμα της παραγωγής όλων των τύπων παραγωγής για την ίδια ημερομηνία και ώρα, αγνοώντας τα αιολικά, τα φωτοβολταϊκά και τα υδροηλεκτρικά

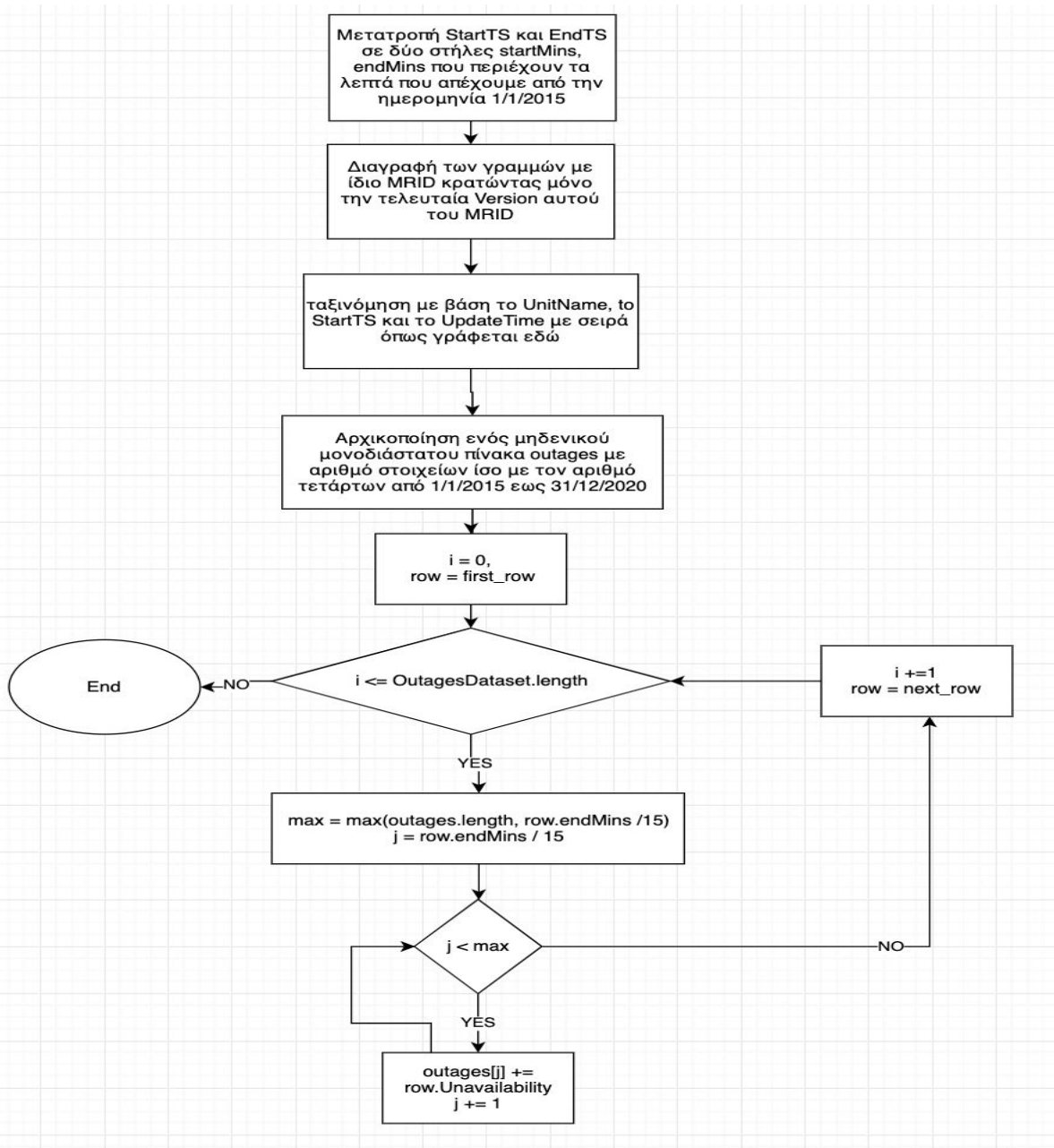
Not RES Forecast	Generation Forecast - Solar Forecast - Wind Forecast
Outages	Άθροισμα των στηλών UnavailabilityValue από το σύνολο δεδομένων Απώλειες Μονάδων Παραγωγής για το χρονικό διάστημα από StartTs ως EndTS
Availability	AggregatedGenerationCapacity (Πίνακας 3.12) - Outages
Imports	Στήλη Capacity για το δεδομένο DateTime όπου InMapCode = NL, InAreaTypeCode = BZN και InAreaName = TenneT NL BZ
Day-Ahead Price	Στήλη Price από το σύνολο δεδομένων Τιμή Επόμενης Ημέρας
Balancing Price Up	Στήλη NotSpecifiedUpPrice στο σύνολο δεδομένων Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης
Balancing Price Down	Στήλη NotSpecifiedDownPrice στο σύνολο δεδομένων Τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης

**Πίνακας 3.14:** Τελικό σύνολο δεδομένων και ο τρόπος που υπολογίστηκε η κάθε στήλη του.

Αν το πρόβλημα που είχαμε να αντιμετωπίσουμε ήταν ένα απλό πρόβλημα επιβλεπόμενης μάθησης, η επεξεργασία των δεδομένων που έχει γίνει μέχρι αυτό το σημείο θα ήταν αρκετή. Εφόσον, όμως έχουμε να κάνουμε με χρονοσειρές, παίζει ρόλο και η χρονική σειρά (ευθυγράμμιση) των δειγμάτων καθώς και κάθε γραμμή, δηλαδή κάθε δείγμα των δεδομένων πρέπει να αναφέρεται στην ίδια χρονική στιγμή. Αυτό το πρόβλημα, για τα περισσότερα δεδομένα λύθηκε με μία απλή ταξινόμηση στα αρχικά datasets με βάση την ημερομηνία (DateTime), αφού οι δεκαπεντάλεπτες μετρήσεις έδιναν σταθερά δείγματα ανά 15 λεπτά. Για αυτό το λόγο, δηλαδή επειδή οι περισσότερες μετρήσεις (της Ολλανδίας) είναι ανά 15 λεπτά, αποφασίστηκε κάθε γραμμή να αναφέρεται στις μετρήσεις ενός δεκαπεντάλεπτου. Αυτό όμως δεν συνέβαινε και για τις Εισαγωγές, την Προβλεπόμενη Παραγωγή Επόμενης Ημέρας και την Τιμή Επόμενης Ημέρας όπου τα δεδομένα δίνονται ωριαία.

Σε αυτή την περίπτωση, επιλέχθηκε ότι τα 4 δείγματα της κάθε ώρας αυτών των στηλών (κάθε ώρα αποτελείται από 4 τέταρτα) θα είναι ίσα με την τιμή των δεδομένων για τη συγκεκριμένη ώρα. Π.χ. αν στις 10:00 η Τιμή Επόμενης Ημέρας είναι 10€ τότε θα έχουμε 4 γραμμές με την τιμή 10 για τα 4 τέταρτα από τις 10:00 μέχρι τις 11:00. Ιδιαίτερη περίπτωση είναι και οι Απώλειες των Μονάδων Παραγωγής καθώς όπως είναι λογικό, κάθε εγγραφή αναφέρεται στην χρονική περίοδο από StartTS μέχρι EndTS που η συγκεκριμένη μονάδα παραγωγής θα παρουσιάζει

απώλειες και δεν θα είναι σε θέση να παράξει ηλεκτρική ενέργεια στο μέγιστο των δυνατοτήτων της.

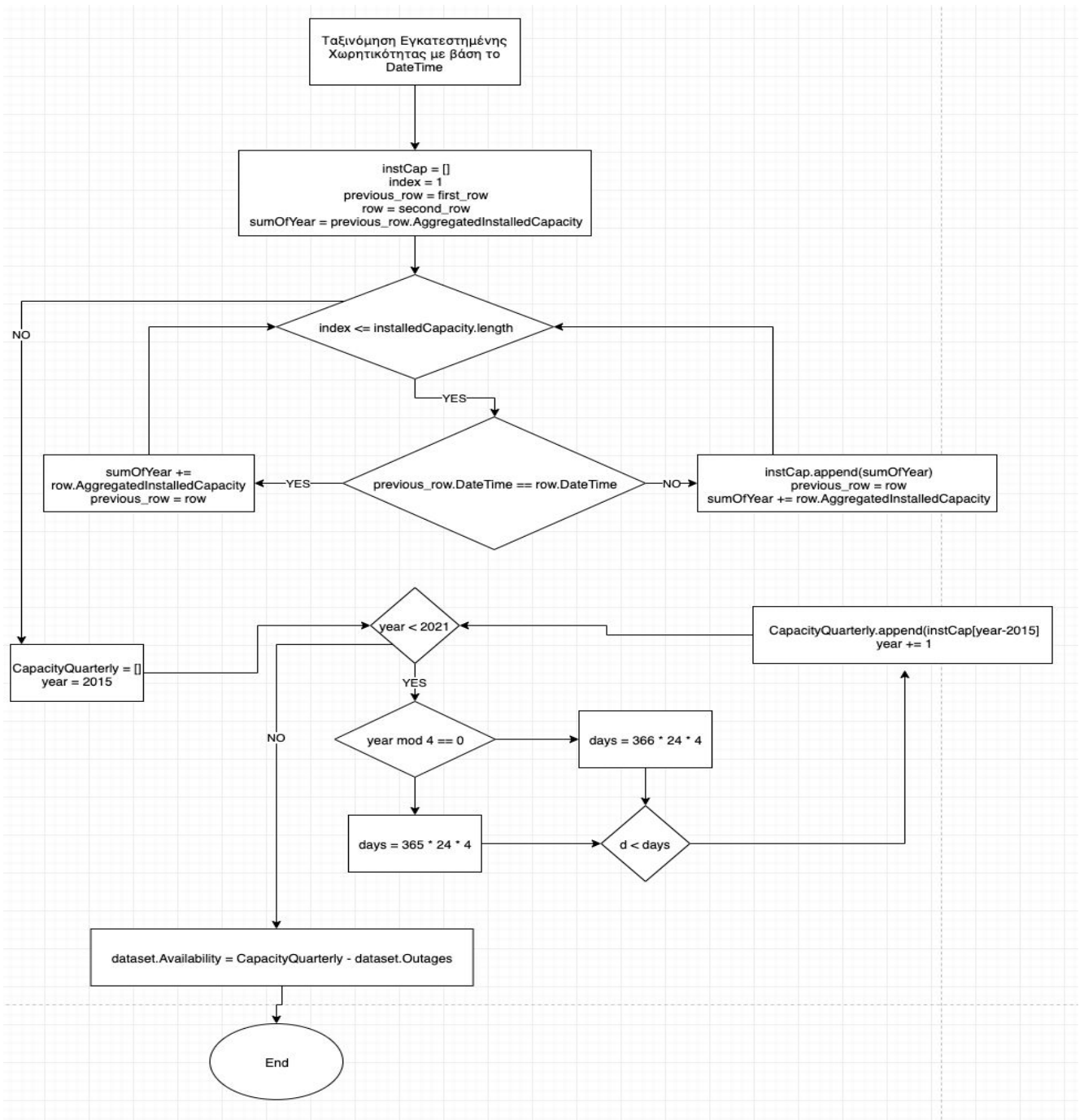


**Σχήμα 3.4:** Διάγραμμα ροής για τη μετατροπή των απωλειών σε στήλη με τις απώλειες ανά 15 λεπτά.

Για να μετατραπούν οι στήλες σε 15λεπτες μετρήσεις, αρχικά δημιουργούμε δύο νέες στήλες startMins και endMins που είναι η μετατροπή των StartTS και EndTS, που είναι σε μορφή ημερομηνίας, σε λεπτά από την ώρα 00:00 την 1/1/2015. Στη συνέχεια, με τον κώδικα του σχήματος 3.2 αποθηκεύουμε σε ένα πίνακα τα δεδομένα των απωλειών, όπου το πρώτο στοιχείο του πίνακα αναφέρεται στις απώλειες από 00:00.00 μέχρι 00:14.59 την 1/1/2015, το δεύτερο στις απώλειες από

00:15.00 μέχρι 00:29.59 την 1/1/2015 κ.ο.κ. Τέλος για τις διαθέσιμες μονάδες παραγωγής, προσθέτουμε όλες τις γραμμές που αναφέρονται σε ένα έτος στο dataset Εγκατεστημένη Χωρητικότητα ανα Τύπο Παραγωγής, τα αθροίσματα που προκύπτουν τα βάζουμε στις γραμμές ενός πίνακα με μέγεθος τον αριθμό των 15λέπτων από 1/1/2015 μέχρι 31/12/2020 (έτσι, οι πρώτες 365\*24\*4 γραμμές είναι ίσες με το άθροισμα για το 2015), δίνοντας προσοχή στα δισεκτα έτη, και για κάθε γραμμή αφαιρούμε την αντίστοιχη τιμή της γραμμής των απωλειών.





**Σχήμα 3.5:** Διάγραμμα ροής για τη μετατροπή των διαθέσιμων μονάδων παραγωγής σε στήλη με τις διαθέσιμες μονάδες ανά 15 λεπτά.

### 3.5 Διαχωρισμός σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου

Η αξιολόγηση των ταξινομητών γίνεται πάντα σε δεδομένα που δεν έχουν δει κατά την εκπαίδευση έτσι ώστε να αξιολογήσουμε τη δυνατότητα γενίκευσής τους. Συνεπώς, προτού φτιάξουμε το μοντέλο κάθε ταξινομητή χωρίζουμε τα δεδομένα μας σε ένα σύνολο εκπαίδευσης (train set) και ένα σύνολο ελέγχου (test set). Χρησιμοποιούμε το train set για να εκτιμούμε και να βελτιώνουμε το μοντέλο κατά την ανάπτυξή του. Δεν επιτρέπεται σε κανένα σημείο η χρήση των δεδομένων test για την εκπαίδευση του μοντέλου. Χρησιμοποιούμε μετά το test set για να αξιολογήσουμε στατιστικά την απόδοση του μοντέλου μας. Επειδή έγιναν διάφορες προσπάθειες για προβλέψεις-εκτιμήσεις και τα δεδομένα χωρίστηκαν με διαφορετικούς τρόπους σε σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου, ο ακριβής τρόπος που έγινε ο διαχωρισμός θα αναφερθεί μαζί με τα αποτελέσματα των πειραμάτων στο επόμενο κεφάλαιο.

Να τονιστεί σε αυτό το σημείο ότι εφόσον είχαμε να κάνουμε με δεδομένα χρονοσειρών η διαίρεση σε σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου δεν έγινε τυχαία όπως συνήθως, καθώς θα επηρεαζόταν η σειρά και κατά συνέπεια η χρονική συνέχεια των δειγμάτων. Ο διαχωρισμός δεδομένων χρονοσειρών γίνεται με βάση την ημερομηνία. Επομένως, από την αρχή μέχρι ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα έχουμε τα δεδομένα εκπαίδευσης κι από εκείνο το σημείο μέχρι το τέλος έχουμε τα δεδομένα ελέγχου (π.χ. 2015-2019 → σύνολο εκπαίδευσης και 2020 → σύνολο ελέγχου).

### 3.6 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Αφού εισάγαμε τα δεδομένα, κάναμε μια πρώτη επισκόπηση και τα φέραμε στη σωστή μορφοποίηση, περνάμε στο επόμενο στάδιο, αυτό της προεπεξεργασίας (data preprocessing). Σε πολλά προβλήματα μηχανικής μάθησης, η προεπεξεργασία είναι ένα πολύ σημαντικό κομμάτι (και συχνά πολύ χρονοβόρο) ολόκληρης της διαδικασίας το οποίο όμως συχνά έχει πολύ μεγάλο αντίκτυπο στην επίδοση του συστήματος. Τα βήματα προεπεξεργασίας στοχεύουν:

- Στην αφαίρεση ή αντικατάσταση απουσιάζουσων τιμών από το σύνολο δεδομένων
- Στη μετατροπή των κατηγορικών μεταβλητών κατάλληλα ώστε να μπορούν να τα χειριστούν αλγόριθμοι μάθησης
- Στην επιλογή ή εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών για το μοντέλο μας

### 3.6.1 Απουσιάζουσες τιμές χαρακτηριστικών

Επειδή τα datasets δημιουργούνται από μετρήσεις ή αντικείμενα του πραγματικού κόσμου δεν είναι σπάνιο να υπάρχουν απουσιάζουσες τιμές (NaN values) κάποιων χαρακτηριστικών σε έναν αριθμό δειγμάτων. Ωστόσο η είσοδος στους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης πρέπει να είναι πλήρης.

Κάποιες στρατηγικές για την αντιμετώπιση των απουσιάζουσών τιμών είναι οι ακόλουθοι:

- **Διαγραφή ολόκληρης της γραμμής ή στήλης.** Με αυτόν τον τρόπο, αφαιρούμε τα δείγματα (γραμμές) που έχουν χαρακτηριστικά με απουσιάζουσες τιμές ή παρόμοια τα χαρακτηριστικά αν σε κάποια δείγματα απουσιάζουν. Η προσέγγιση αυτή είναι απλή, ωστόσο αν απουσιάζουν πολλές τιμές συνήθως δεν θέλουμε να θυσιάσουμε δεδομένα ούτε να αφαιρέσουμε χαρακτηριστικά που μπορεί να περιλαμβάνουν σημαντική πληροφορία. Ειδικά, σε δεδομένα χρονοσειρών όπως τα δικά μας, αυτή η μέθοδος δεν χρησιμοποιείται, καθώς απώλεια μίας γραμμής οδηγεί σε ασυνέπεια στο χρόνο.
- **Αναζήτηση και καταχώρηση της πραγματικής τιμής:** Θεωρητικά αυτή θα ήταν η καλύτερη λύση. Ωστόσο, συνήθως είναι η λιγότερο εφικτή. Κατά κανόνα τα δεδομένα είναι πάρα πολλά και η αναζήτηση των τιμών είναι απαγορευτικά χρονοβόρα, ενώ σε πολλές περιπτώσεις είναι αδύνατη η εύρεση της πραγματικής τιμής.
- **Αντικατάσταση με μία άλλη τιμή:** Για παράδειγμα με την τιμή 0 ή τη μέση τιμή της στήλης αν πρόκειται για αριθμητικό πεδίο. Βέβαια, στην περίπτωση που θα επιλεγεί αυτή η μέθοδος θα πρέπει να ληφθεί υπόψη το γεγονός ότι ο αλγόριθμος θα συμπεριφερθεί σε αυτά τα δεδομένα ως έγκυρα. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να επιλεγεί με προσοχή η τιμή με την οποία θα αντικατασταθεί η απουσιάζουσα τιμή, για να μην οδηγηθεί ο αλγόριθμος σε λανθασμένα συμπεράσματα.

Στη δική μας μελέτη, τα χαρακτηριστικά που παρουσίαζαν απουσιάζουσες τιμές ήταν οι τιμές Αγοράς Εξισορρόπησης **aFRR Up** (με ποσοστό **3.47% NaN values**), **aFRR Down** (με ποσοστό **2.47% NaN values**), **mFRR Up** (με ποσοστό **0.01% NaN values**), **mFRR Down** (με ποσοστό **0.035% NaN values**). Η στρατηγική αντιμετώπισης των απουσιάζουσων τιμών που επιλέχθηκε είναι η αντικατάσταση με την τιμή 0, αφού τις περισσότερες φορές οι απουσιάζουσες τιμές στην Αγορά Εξισορρόπησης οφείλονται στο ότι δεν πραγματοποιήθηκε συναλλαγή στην Αγορά Εξισορρόπησης και συνήθως το ίδιο συμβαίνει και στην περίπτωση που η τιμή είναι ίση με 0. Επιπλέον, αυτός είναι και ο τρόπος που δίνονται Επίσης, ένας άλλος λόγος

που αντικαταστάθηκαν οι τιμές με 0, είναι ότι η τιμή Αγοράς Εξισορρόπησης είναι περίπου στο 60% των δειγμάτων ίση με 0, επομένως ήταν η καλύτερη επιλογή.

### 3.6.2 Μετατροπή Κατηγορικών Μεταβλητών

Σε κάποιες περιπτώσεις τα datasets περιέχουν εκτός από αριθμητικά και κατηγορικά χαρακτηριστικά. Για να μπορέσει ο αλγόριθμος να λειτουργήσει, θα μπορούσε κανείς να αντικαταστήσει κάθε διαφορετική τιμή κάθε κατηγορικού χαρακτηριστικού με μία αριθμητική τιμή. Π.χ. Όταν έχω χαρακτηριστικά με τιμές “ill” και “healthy”, να θέσω  $ill = 0$  και  $healthy = 1$ . Αυτό, όμως, είναι λάθος γιατί θεωρεί ότι το σύνολο των μεταβλητών είναι διατεταγμένο (ordered) κάτι που προφανώς δεν ισχύει και θα οδηγήσει σε λάθη τον ταξινομητή. Μία λύση είναι να μετατρέψουμε κάθε κατηγορικό χαρακτηριστικό με  $n$  τιμές σε  $n$  δυαδικά (binary) χαρακτηριστικά από τα οποία μόνο ένα είναι ενεργό κάθε φορά.

Θα πρέπει εδώ να σημειωθεί η ειδική περίπτωση όπου ένα αριθμητικό χαρακτηριστικό είναι κι αυτό κατηγορικό. Αν κάποια χαρακτηριστικά είναι αριθμητικά και αναφέρονται ως κατηγορικά, σημαίνει ότι έχουν ένα ορισμένο και πεπερασμένο σύνολο τιμών. Διακρίνονται σε δύο περιπτώσεις: αν το σύνολο τιμών είναι διατεταγμένο, τότε δεν χρειάζεται μετατροπή σε δυαδικά χαρακτηριστικά κι αν το σύνολο τιμών είναι αριθμητικό αλλά μη διατεταγμένο. Π.χ. person: “1” “2” “3” όπου 1 σημαίνει “γυναίκα”, 2 “άνδρας” και 3 “παιδί” ή στην δική μας περίπτωση στην Τάση της Τιμής aFRR Up οι τιμές -1, 0, 1 δεν αναφέρονται σε κάποιο διατεταγμένο σύνολο, απλώς για λόγους ευκολίας αντί για τις λέξεις “αυξάνεται”, “μειώνεται”, “μένει σταθερό” επιλέχθηκαν οι τιμές 1, -1, 0 αντίστοιχα.

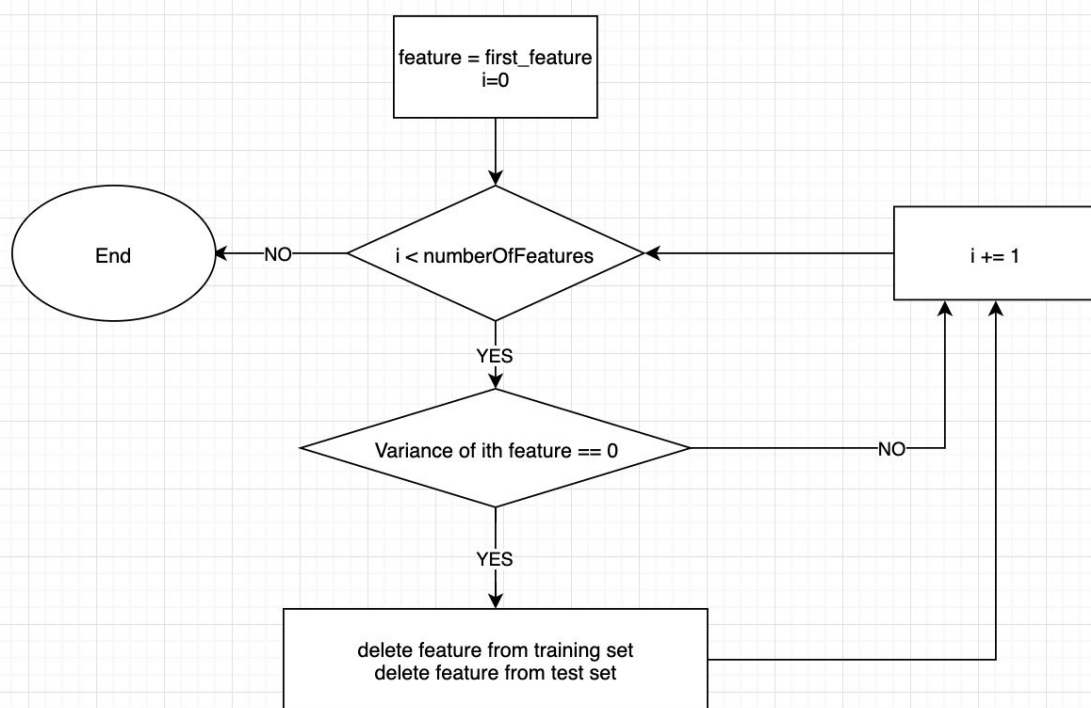
Έτσι, πριν δοθούν τα δεδομένα στο μοντέλο η Τάση της Τιμής aFRR Up μετατρέπεται σε δυαδικό χαρακτηριστικό με τη συνάρτηση `np_utils.to_categorical(array, n)` της python όπου array ο πίνακας με το χαρακτηριστικό και  $n$  ο αριθμός των δυαδικών χαρακτηριστικών. Το αποτέλεσμα είναι να έχουμε όπου 0 το [1,0,0], όπου 1 το [0,1,0] και -1 το [0,0,1].

### 3.6.3 Μείωση διαστάσεων εισόδου με επιλογή χαρακτηριστικών

Για την επιλογή χαρακτηριστικών υπάρχουν πολλές τεχνικές. Μία απλή τεχνική επιλογής χαρακτηριστικών είναι το ελάχιστο κατώφλι της διακύμανσης (Variance Threshold). Σε γενικές γραμμές, αν η διακύμανση ενός χαρακτηριστικού είναι πολύ χαμηλή, δε μπορεί να προσφέρει σημαντικά στην εκπαιδευτική ικανότητα του αλγόριθμου εκπαίδευσης. Ειδικά στην περίπτωση που η διακύμανση είναι 0,

δηλαδή το χαρακτηριστικό έχει σταθερή τιμή για όλα τα δείγματα, δεν χρησιμεύει καθόλου στην εκπαίδευση κι επιπλέον μπορεί να δυσκολέψει κι άλλες διαδικασίες προεπεξεργασίας όπως η κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών.

Στην παρούσα διπλωματική, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση VarianceThreshold για να αφαιρεθούν χαρακτηριστικά στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) που έχουν μηδενική διακύμανση. Στη συνέχεια, με τη συνάρτηση transform του VarianceThreshold αφαιρούνται από το σύνολο ελέγχου (test set), τα χαρακτηριστικά που αφαιρέθηκαν από το σύνολο εκπαίδευσης. Το μόνο χαρακτηριστικό με μηδενική διακύμανση, που αφαιρέθηκε από το dataset ήταν η στήλη Hydro, δηλαδή η παραγωγή των υδροηλεκτρικών.



**Σχήμα 3.6:** Διάγραμμα ροής με την επιλογή των χαρακτηριστικών που έχουν διακύμανση μεγαλύτερη από 0.

### 3.6.4 Κανονικοποίηση χαρακτηριστικών

Μετά την επιλογή χαρακτηριστικών η επόμενη τεχνική προεπεξεργασίας που μπορούμε να κάνουμε είναι η κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών. Χαρακτηριστικά με πολύ μεγάλες διαφορές στις απόλυτες τιμές τους μπορούν να προκαλέσουν προβλήματα στην εκπαίδευση και να οδηγήσουν σε μοντέλα με μη βέλτιστη απόδοση. Για παράδειγμα ένα χαρακτηριστικό με πολύ μεγάλες τιμές θα

έχει μεγαλύτερη επίδραση στον υπολογισμό της διαφοράς πρόβλεψης-πραγματικής τιμής από ένα με μικρές τιμές. Η κανονικοποίηση μετασχηματίζει τις τιμές των χαρακτηριστικών ώστε να αμβλυνθούν αυτές οι διαφορές.

Η κανονικοποίηση μπορεί να γίνει με 2 βασικούς τρόπους, γνωστούς από τη στατιστική. Με τη διαίρεση με τη διαφορά μεγίστου-ελαχίστου (min-max normalization) οπότε οι τιμές όλων των χαρακτηριστικών κλιμακώνονται γραμμικά στο διάστημα [0,1] ή με το z-score (ή standard score) του κάθε χαρακτηριστικού (standardization), που κάνει το χαρακτηριστικό να έχει μέση τιμή μηδέν και διακύμανση μονάδα, σαν την κανονική κατανομή.

Η μετατροπή μεγίστου ελαχίστου γίνεται με τον τύπο:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Η μετατροπή σε standard score γίνεται με τον τύπο:

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

όπου  $\mu$  είναι η μέση τιμή του χαρακτηριστικού και  $\sigma$  η τυπική του απόκλιση. Στην τελευταία περίπτωση, δεν μας ενδιαφέρει αν η πραγματική κατανομή των χαρακτηριστικών είναι κανονική. Απλώς, αφαιρούμε τη μέση τιμή και διαιρούμε με την απόκλιση για να έχουν τα χαρακτηριστικά της.

Η μετατροπή σε standard score είναι απαραίτητη σε πολλούς ταξινομητές για να συμπεριφερθούν σωστά. Επίσης είναι πιο ανθεκτική από την min max σε τιμές outliers, δηλαδή σποραδικές τιμές που είναι πολύ μακριά από τη μέση τιμή και τις υπόλοιπες τιμές του χαρακτηριστικού, ενώ η min max θα συμπίεσει τις περισσότερες τιμές σε ένα μικρό διάστημα. Από την άλλη η κλιμάκωση σε [0,1] είναι λιγότερο ευαίσθητη σε πολύ μικρές αποκλίσεις και επίσης σε αραιά (sparse) διανύσματα χαρακτηριστικών (δηλαδή με πολλές μηδενικές τιμές) η εφαρμογή της διατηρεί τα μηδέν, κάτι που μπορεί να είναι καθοριστικό για την ταχύτητα εκπαίδευσης.

Η μέθοδος κανονικοποίησης που χρησιμοποιείται στη παρούσα εργασία, είναι αυτή του μεγίστου-ελαχίστου. Χρειάζεται προσοχή ώστε να χρησιμοποιηθεί ο ίδιος μετασχηματισμός κανονικοποίησης στα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου. Η υλοποίηση γίνεται με το παρακάτω κομμάτι κώδικα χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη scikit-learn της python.

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

scaler = MinMaxScaler()
```

```
scaler_for_y = MinMaxScaler()

X_train = scaler.fit_transform(X_train)
y_train = scaler_for_y.fit_transform(y_train.reshape(-1,1))

X_test = scaler.transform(X_test)
y_test = scaler_for_y.transform(y_test.reshape(-1,1))
```

**Σχήμα 3.7:** Κώδικας που εκτελέστηκε για την κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών με τη μέθοδο μεγίστου-ελαχίστου.

## Κεφάλαιο 4



# Εκτιμήσεις και Αποτελέσματα Μοντέλων

Σε αυτό το κεφάλαιο, παρουσιάζονται οι εκτιμήσεις και τα αποτελέσματα από τα διάφορα μοντέλα που εκπαιδεύτηκαν για το κάθε πρόβλημα.

## 4.1 Μετρικές για την αξιολόγηση των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης

Στο δεύτερο κεφάλαιο μιλήσαμε για διάφορους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης κι αναφέραμε τις κατηγορίες προβλημάτων στις οποίες συνήθως χρησιμοποιούνται. Κατά την εκπαίδευση κάθε αλγορίθμου μηχανικής μάθησης επιλέγονται κάποιες υπερπαραμέτροι που είναι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο της διαδικασίας μάθησης (π.χ. αριθμός νευρώνων, συνάρτηση ενεργοποίησης κ.α.). Έτσι για κάθε αλγόριθμο, δοκιμάζονται διάφοροι συνδυασμοί υπερπαραμέτρων κι επιλέγεται ο συνδυασμός που επιτυγχάνει τη βέλτιστη πρόβλεψη-εκτίμηση. Για να συγκριθούν οι συνδυασμοί υπερπαραμέτρων αλλά και οι διαφορετικοί αλγόριθμοι μεταξύ τους (αφού για την αντιμετώπιση του ίδιου προβλήματος μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικοί τρόποι προσέγγισης όπως για παράδειγμα για χρονοσειρές μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο RNNs όσο και LSTMs), θα πρέπει να ποσοτικοποιηθεί η απόδοσή τους. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια ορισμένων μετρικών. Οι πιο διαδεδομένες μετρικές είναι οι εξής:

- **Mean Absolute Error (MAE):** Το μέσο απόλυτο σφάλμα είναι ο μέσος όρος της διαφοράς μεταξύ των πραγματικών τιμών και των προβλέψεων. Μας δίνει το μέτρο για το πόσο μακριά ήταν οι προβλέψεις από την πραγματική έξοδο. Δίνεται από τη σχέση:

$$MAE(y_i, \hat{y}_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

όπου  $y_i$  η πραγματική τιμή και  $\hat{y}_i$  η πρόβλεψη.

- **Mean Squared Error (MSE):** Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι παρόμοιο με το μέσο απόλυτο σφάλμα, με τη διαφορά ότι παίρνει το μέσο όρο του τετραγώνου της διαφοράς πραγματικής τιμής και πρόβλεψης. Εφόσον παίρνουμε το τετράγωνο του σφάλματος, η επίδραση των μεγαλύτερων σφαλμάτων γίνεται μεγαλύτερη από των μικρότερων. Άρα το μοντέλο μαθαίνοντας εστιάζει περισσότερο στα μεγαλύτερα σφάλματα. Δίνεται από τον τύπο:

$$MSE(y_i, \hat{y}_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

- **Root Mean Squared Error (RMSE):** Πρόκειται για τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος κι υπολογίζει τη τυπική απόκλιση των διαφορών. Δίνεται από τον τύπο:

$$RMSE(y_i, \hat{y}_i) = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}.$$

- **Ακρίβεια ταξινόμησης (Classification accuracy):** Χρησιμοποιείται σε προβλήματα ταξινόμησης κι είναι ο λόγος των σωστών προβλέψεων προς το σύνολο των προβλέψεων που έγιναν.
- **Confusion matrix:** Πρόκειται για μετρική που χρησιμοποιείται στα προβλήματα ταξινόμησης και υπολογίζει αναλυτικά πόσα δείγματα ταξινομήθηκαν στην κάθε κλάση σωστά ή εσφαλμένα. Πιο συγκεκριμένα, το στοιχείο του confusion matrix, που βρίσκεται στη θέση (i,j) είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων με ετικέτα i, για τα οποία έγινε πρόβλεψη ότι έχουν ετικέτα j. Εύκολα καταλαβαίνουμε ότι τα στοιχεία της διαγωνίου αποτελούν τις σωστές προβλέψεις του μοντέλου, κι έτσι από τον confusion matrix μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε την ακρίβεια ταξινόμησης. Θα είναι ο λόγος του αθροίσματος των στοιχείων της διαγωνίου προς το άθροισμα όλων των στοιχείων του πίνακα.

## 4.2 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή, η αρχική διερεύνηση της παρούσας διπλωματικής εστίαζε στην εκτίμηση της τιμής για την Αγορά Επόμενης Ημέρας για τα δεδομένα της Ελλάδας. Όπως θα φανεί και στις παρακάτω μετρήσεις η πρόβλεψη δεν ήταν ικανοποιητική και με περαιτέρω ανάγνωση της βιβλιογραφίας και την κατανόηση της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ευρώπη, αυτό αποδόθηκε στο γεγονός ότι οι τιμές στην Αγορά Επόμενης Ημέρας εξαρτώνται κυρίως από την καμπύλη προσφοράς-ζήτησης κι όχι τόσο από το dataset που συγκεντρώσαμε. Επίσης, τα δεδομένα της Ελλάδας ήταν ελλιπή, γεγονός που δεν βοήθησε στην αποδοτικότητα του μοντέλου. Παρ' όλα αυτά, θεωρήθηκε συνετό να παρουσιαστούν τα αποτελέσματα για την απογραφή των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν και την απόδοση τους με το συγκεκριμένο dataset.

Η διαίρεση σε σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου έγινε με βάση την ημερομηνία και πιο συγκεκριμένα η περίοδος 2015-2019 αποτέλεσε τα δεδομένα εκπαίδευσης κι η περίοδος Ιανουάριος έως και Απρίλιος του 2020 τα δεδομένα ελέγχου.

Περίοδος	Δεδομένα
----------	----------

Ιανουάριος 2015 - Δεκέμβριος 2019	Δεδομένα Εκπαίδευσης
Ιανουάριος 2020 - Απρίλιος 2020	Δεδομένα Ελέγχου

**Πίνακας 4.1:** Δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου για την πρόβλεψη τιμής Επόμενης Ημέρας

Η μέθοδος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκε είναι τα LSTMs (βλ. Ενότητα 2.3.4) και δοκιμάστηκαν διάφορες υπερπαράμετροι, όπως ο αριθμός των LSTMs που θα χρησιμοποιηθούν το ένα μετά το άλλο για την πρόβλεψη, οι παρελθοντικές μέρες που θα χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών, αν θα χρησιμοποιηθεί ή όχι Dropout (μέθοδος όπου κατά την εκπαίδευση παραλείπεται ένα ποσοστό των δεδομένων για την αποφυγή του overfitting). Προτού όμως εισαχθούν τα δεδομένα στο μοντέλο για την εκπαίδευση, χρειάζεται να τα φέρουμε σε μορφή συμβατή για LSTMs. Έτσι, δημιουργείται ο πίνακας των δεδομένων εισόδου με όλα τα δεδομένα κι ο πίνακας με τις πραγματικές εξόδους. Η κατάλληλη μορφή των δεδομένων είναι για είσοδο δεδομένων ενός συνόλου ωρών να προβλεφθεί η επόμενη ώρα. Έτσι, αν θέλω η πρόβλεψη να γίνει με βάση τα δεδομένα μόνο της προηγούμενης ημέρας, τότε ο πίνακας εισόδου που θα δοθεί στο LSTM θα είναι διαστάσεων (#πλήθος δειγμάτων, #αριθμός ωρών που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη (=24 για την περίπτωση μίας μέρας, αφού η Ελλάδα έχει ωριαίες μετρήσεις), #πλήθος χαρακτηριστικών). Άρα, για έξοδο την τιμή στις 00:00 στις 2/1/2020, δίνεται ως είσοδος οι τιμές όλων τα χαρακτηριστικών τις προηγούμενες 24 ώρες (για την περίπτωση μίας μέρας) δηλαδή (00:00-23:00 την 1/1/2020). Η μετατροπή των δεδομένων σε μορφή συμβατή για LSTM πραγματοποιήθηκε με το παρακάτω κομμάτι κώδικα.

```
X = []
Y = []
for i in range(window, len(Xs)):
    X.append(Xs[i-window:i, :])
    Y.append(Ys[i])
```

**Σχήμα 4.1:** Μετατροπή δεδομένων σε μορφή κατάλληλη για την είσοδο ενός LSTM.

Στη συνέχεια, φαίνονται οι διαφορετικοί τύποι LSTM που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη.

```
model = Sequential()
if LSTM_type == 1:
    model.add(LSTM(units=unit, return_sequences=True, input_shape=(X.shape[1], X.shape[2])))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(LSTM(units=unit, return_sequences=True))
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(LSTM(units=unit))
```

```

        model.add(Dropout(0.2))
    elif LSTM_type == 2:
        model.add(LSTM(units=unit, activation='relu', return_sequences=True, input_shape=(X.shape[1],
X.shape[2])))
        model.add(LSTM(units=unit, activation='relu', return_sequences=True))
        model.add(LSTM(units=unit, activation='relu'))
    elif LSTM_type == 3:
        model.add(LSTM(units=unit, activation='relu', return_sequences=True, input_shape=(X.shape[1],
X.shape[2])))
        model.add(LSTM(units=unit, activation='relu'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dense(units=1))

```

**Σχήμα 4.2:** Οι διαφορετικοί τύποι LSTM που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας (βλ. Ενότητα 2.3.4).

Αυτή η εκπαίδευση έγινε με βάση πραγματικά δεδομένα για την πρόβλεψη μίας και μόνο μελλοντικής τιμής. Όμως, στην Αγορά Επόμενης Ημέρας, οι ιδιοκτήτες των Μονάδων Παραγωγής κάνουν προσφορές για ολόκληρη την επόμενη ημέρα. Έτσι, χρειάζεται η πρόβλεψη των τιμών να είναι για τις επόμενες 24 ώρες. Έτσι κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης στα δεδομένα ελέγχου γίνεται η πρόβλεψη της πιο κοντινής μελλοντικής τιμής και μετά αυτή η τιμή χρησιμοποιείται σαν είσοδος για την πρόβλεψη της δευτερης ώρας κ.ο.κ. Επίσης, επειδή σαν δεδομένα εισόδου χρησιμοποιούνται και άλλες τιμές όπως το συνολικό φορτίο και η παραγωγή, όταν γίνεται πρόβλεψη των επόμενων 24 ωρών και τα πραγματικά δεδομένα θεωρούνται άγνωστα, χρησιμοποιούνται σαν είσοδος οι προβλέψεις που παίρνονται από τον ENTSO-E ως εξής.

```

test['ActualTotalLoad'] = test['Total Load Forecast']
test['Actual Solar'] = test['Solar Forecast']
test['Actual Wind'] = test['Wind Forecast']
test['Actual Generation'] = test['Generation Forecast']
test['Actual Thermal'] = test['Generation Forecast'] -
    test['Solar Forecast'] - test['Wind Forecast']
test['Actual Hydro'] = 0

```

**Σχήμα 4.3:** Η αντικατάσταση των πραγματικών τιμών από τις προβλέψεις που δίνονται στον ENTSO-E κατά τη διάρκεια της πρόβλεψης της τιμής για τις επόμενες 24 ώρες.

Στη συνέχεια, παραθέτονται τα σφάλματα των προβλέψεων για την τιμή στην Αγορά Επόμενης Ημέρας, όπως υπολογίστηκαν όταν έγινε η πρόβλεψη με δεδομένα ένα παράθυρο παρελθοντικών τιμών και στόχο να εκτιμηθούν οι επόμενες 24 ώρες.

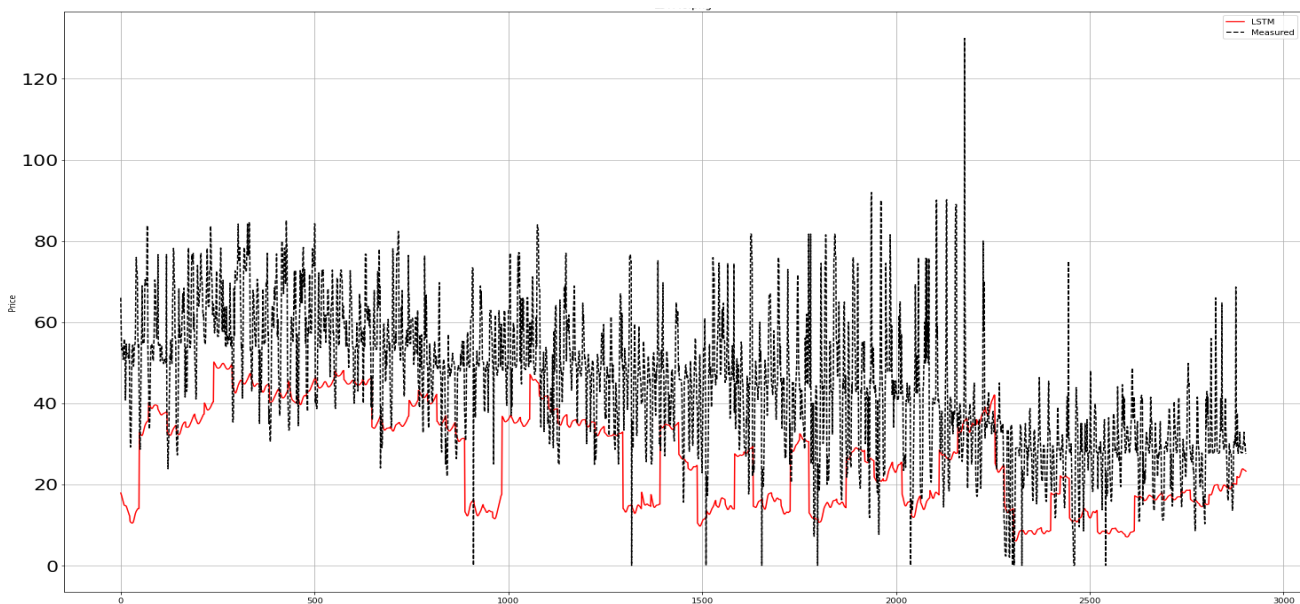
#	LSTM Type	Past window	MAE	MSE	RMSE
0	1	3	19.52	<b>555.04</b>	<b>23.56</b>
1	2	3	<b>19.51</b>	<b>557.23</b>	23.61
2	3	3	19.82	570.25	23.88
3	1	5	21.26	638.71	25.27
4	2	5	22.23	687.83	26.23
5	3	5	21.79	667.19	25.83
6	1	7	22.63	716.04	26.76
7	2	7	23.17	747.07	27.33
8	3	7	22.46	709.29	26.63
9	1	10	21.55	660.09	25.69
10	2	10	24.71	836.53	28.92
11	3	10	αποκλίνει	αποκλίνει	αποκλίνει
12	1	14	22.95	747.09	27.33
13	2	14	25.58	892.48	29.87
14	3	14	24.81	837.16	28.93

**Πίνακας 4.2:** Μετρήσεις και σφάλματα για τα πειράματα για πρόβλεψη της τιμής της Αγοράς Επόμενης Ημέρας για τις επόμενες 24 ώρες για την περίοδο Ιανουάριος-Απρίλιος 2020.

**Σχόλια:** Όπως φαίνεται από τον παραπάνω πίνακα, οι καλύτερες προβλέψεις είναι για τα πειράματα που λαμβάνουν υπόψη για την πρόβλεψη τις 3 προηγούμενες ημέρες. Παρατηρούμε επίσης, ότι όσο αυξάνεται το παράθυρο των παρελθοντικών τιμών τόσο αυξάνονται και τα σφάλματα. Αυτό, διαισθητικά, δεν είναι κάτι αναμενόμενο, καθώς βλέπουμε - χωρίς να περιμένουμε - ότι οι επιπλέον πληροφορίες δείχνουν να μπερδεύουν το σύστημα κι όχι να το βελτιώνουν. Στην γραμμή 11, φαίνεται ότι κάποιος υπολογισμός στις πύλες του LSTM οδήγησε στο να “σκάσει” το σύστημα και ο αλγόριθμος να μη συγκλίνει σε κάποια τιμή, κάτι που πιθανώς οφείλεται στην αύξηση κάποιας παραγώγου. Φαίνεται, λοιπόν τόσο από τα σφάλματα όσο και από το ακόλουθο σχήμα ότι δεν λειτούργησαν ικανοποιητικά οι αλγόριθμοι για την πρόβλεψη της τιμής. Η σημαντικότερη αιτία για αυτό εντοπίζεται στα ακόλουθα σημεία:

1. Πρώτον, το μοντέλο δεν έχει λάβει υπόψη και άλλα δεδομένα που διαμορφώνουν τις τιμές, και τα οποία δεν ήταν διαθέσιμα ως ανοικτά δεδομένα. Τα σημαντικότερα από αυτά είναι τα συμβόλαια μελλοντικής εκτέλεσης (Futures) που αφορούν εγχώριες ή διασυνοριακές συναλλαγές.
2. Δεύτερον, τα δεδομένα που αφορούν μη-διαθεσιμότητα θερμικών μονάδων δεν ήταν διαθέσιμα σε αξιοποιήσιμη μορφή.
3. Τρίτον, εξωτερικοί παράγοντες διαμόρφωσης τιμών (νομοθεσία, ψυχολογία, συμπεριφορά συμμετεχόντων στην αγορά) δεν είναι απλό να μοντελοποιηθούν.

Ωστόσο, θα είχε νόημα η διερεύνηση αν τα δύο προαναφερθέντα προβλήματα θα μπορούσαν να επιλυθούν.



**Σχήμα 4.4:** Οι προβλέψεις της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας του καλύτερου μοντέλου για την περίοδο Ιανουάριος-Απρίλιος 2020. Ο κάτω άξονας αριθμεί τις ώρες για τη συγκεκριμένη περίοδο.

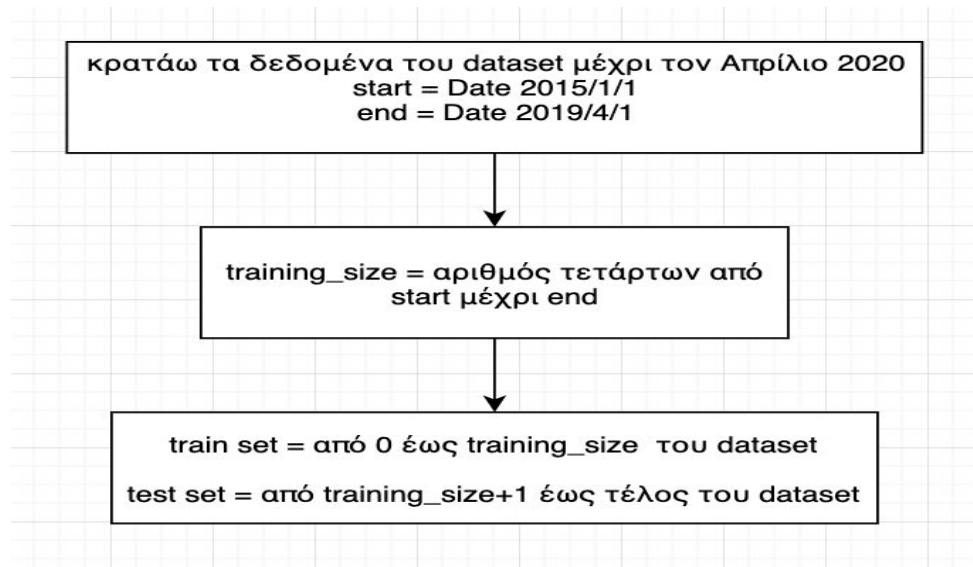
### 4.3 Εκτίμηση Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης

Η συνέχεια της εργασίας στην παρούσα διπλωματική εστίασε στην εκτίμηση της τιμής στην Αγορά Εξισορρόπησης. Πιο συγκεκριμένα, η τιμή που εκτιμήθηκε ήταν η aFRR Up, διότι οι τιμές mFRR Up και mFRR Down είχαν ελάχιστες μη μηδενικές τιμές κι επομένως δεν υπήρχαν δεδομένα για την κατάλληλη εκπαίδευση του μοντέλου κι η τιμή aFRR Down αναφέρεται στην περίπτωση που ο Διαχειριστής Συστημάτων Διανομής (ΔΣΔ) πουλάει ισχύ για να μειώσει την παραγωγή στο σύστημα, το οποίο δεν μας απασχόλησε στην παρούσα διπλωματική. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν της Ολλανδίας με την προεπεξεργασία που συζητήθηκε και

στο προηγούμενο κεφάλαιο. Πρέπει να τονιστεί ότι οι τιμές από τον Απρίλιο του 2020 μέχρι και σήμερα δεν χρησιμοποιήθηκαν γιατί οι τιμές της aFRR Up τιμής είναι απουσιάζουσες. Έτσι, τα δεδομένα χωρίστηκαν σε σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου ως εξής: Ιανουάριος 2015 - Μάρτιος 2019 → σύνολο εκπαίδευσης, Απρίλιος 2019 - Μάρτιος 2020 → σύνολο ελέγχου.

Περίοδος	Δεδομένα
Ιανουάριος 2015 - Μάρτιος 2019	Δεδομένα Εκπαίδευσης
Απρίλιος 2019 - Μάρτιος 2020	Δεδομένα Ελέγχου

**Πίνακας 4.3:** Δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου για την πρόβλεψη τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης.



**Σχήμα 4.5:** Διάγραμμα ροής για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε σύνολο ελέγχου και εκπαίδευσης.

Στα πειράματά μας χρησιμοποιήθηκαν δύο πίνακες (διανύσματα) δεδομένων. Ο ένας περιείχε τα σύνολα δεδομένων Actual Total Load, Total Load Forecast, Actual Generation, Generation Forecast, Actual Solar, Solar Forecast, Actual Wind, Wind Forecast, Actual Hydro, Actual Not RES, Not RES Forecast, Outages, Imports, Day-Ahead Price, Balancing Price Up, Balancing Price Down. Στην δεύτερη περίπτωση αφαιρέθηκαν τα σύνολα δεδομένων Generation Forecast, Day-Ahead Price, aFRR Price Down, mFRR Price Up, mFRR Price Down, Not RES Forecast, προστέθηκε το aFRR Up Price Trend (Τάση Τιμής aFRR Up) και τα Outages αντικαταστάθηκαν από το Availability (διαθέσιμες μονάδες για παραγωγή).

Dataset 1	Dataset 2
Actual Total Load	Actual Total Load
Total Load Forecast	Total Load Forecast
Actual Generation	Actual Generation
Generation Forecast	Actual Solar
Actual Solar	Solar Forecast
Solar Forecast	Actual Wind
Actual Wind	Wind Forecast
Wind Forecast	Actual Hydro
Actual Hydro	Actual Not RES
Actual Not RES	Actual Not RES
Not RES Forecast	Availability
Outages	Imports
Imports	aFRR Up Price
Day-Ahead Price	aFRR Up Price Trend
aFRR Up Price	
aFRR Down Price	
mFRR Up Price	
mFRR Down Price	

**Πίνακας 4.4:** Τα δύο τελικά σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των μοντέλων.

Πειραματιστήκαμε αρκετά με τη δομή των LSTMs (βλ. Ενότητα 2.3.4), την συνάρτηση ενεργοποίησης, τον αριθμό των μελλοντικών ωρών που θα προβλεφθούν, το παράθυρο παρελθοντικών τιμών που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη, το batch size. Τα LSTMs που χρησιμοποιήθηκαν είναι τα εξής.

```
#1
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, activation=act_f, input_shape=(trainX.shape[1],
trainX.shape[2]), return_sequences=True))
model.add(LSTM(50, activation=act_f))
```



```

model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(trainY.shape[1]))

#2

model = Sequential()
model.add(LSTM(units=50, activation=act_f, return_sequences=True,
input_shape=(trainX.shape[1],trainX.shape[2])))
model.add(LSTM(units=50, activation=act_f,return_sequences=True))
model.add(LSTM(units=50, activation=act_f))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(trainY.shape[1]))

#3

model = Sequential()
model.add(LSTM(units=100, activation=act_f, return_sequences=True,
input_shape=(trainX.shape[1],trainX.shape[2])))
model.add(LSTM(units=50, activation=act_f,return_sequences=True))
model.add(LSTM(units=25, activation=act_f))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(trainY.shape[1]))

```

**Σχήμα 4.6:** LSTMs που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης.

Τα αποτελέσματα των πειραμάτων και η αξιολόγηση τους με τη μετρική Root Mean Squared Error φαίνεται στον παρακάτω πίνακα.

#	LSTM Type	Dataset	Activation Function	Past window (days)	Prediction Range (hours)	Batch Size	RMSE
0	1	1	relu	0.5	1	250	53.28

1	1	1	relu	0.5	6	250	58.83
2	1	1	relu	0.5	12	250	61.51
3	1	1	relu	0.5	24	250	59.82
4	1	1	relu	1	1	250	12158.32
5	1	1	relu	1	6	250	αποκλίνει
6	1	1	relu	1	12	250	58,11
7	1	1	relu	1	24	250	59.4
8	1	1	relu	0.5	0.25	250	49.12
9	1	1	softmax	0.5	0.25	250	52.18
10	1	1	softmax	0.5	1	250	55.94
11	1	1	softmax	0.5	6	250	58.23
12	1	1	softmax	0.5	12	250	58.27
13	1	1	softmax	0.5	24	250	58.27
14	1	1	softmax	1	0.25	250	52.19
15	1	1	softmax	1	1	250	58.27
16	1	1	softmax	1	6	250	58.24
17	1	1	softmax	1	12	250	58.28
18	1	1	relu	1	0.25	250	48.99
19	2	1	relu	0.5	0.25	250	51.89
20	2	1	relu	0.5	1	250	53.89
21	2	1	relu	0.5	6	250	202.81
22	2	1	relu	0.5	12	250	63.73
23	2	1	relu	1	0.25	250	53.15
24	2	1	relu	1	1	250	54.15
25	2	1	relu	1	6	250	αποκλίνει
26	2	1	relu	1	12	250	73.72

27	2	1	relu	0.5	0.25	100	49.37
28	2	1	relu	0.5	0.25	100	50.57
29	3	1	relu	0.5	0.25	250	49.61
30	3	1	relu	0.5	1	250	53.86
31	3	1	relu	0.5	6	250	61.25
32	3	1	relu	0.5	12	250	59.36
33	3	1	relu	1	0.25	250	49.61
34	3	1	relu	1	1	250	54.7
35	1	2	relu	0.5	0.25	250	51.08
36	1	2	softmax	0.5	0.25	250	52.41
37	1	2	relu	1	0.25	250	50.33
38	1	2	softmax	1	0.25	250	52.7
39	1	2	relu	0.5	0.5	250	52.13
40	1	2	softmax	0.5	0.5	250	58.18
41	1	2	relu	1	0.5	250	52.39
42	1	2	softmax	1	0.5	250	58.26
43	1	2	relu	0.5	1	250	53.81
44	1	2	softmax	0.5	1	250	58.24
45	1	2	relu	1	1	250	57.79
46	1	2	softmax	1	1	250	58.28
47	2	2	relu	0.5	0.25	250	50.08
48	2	2	relu	0.5	0.5	250	52.08
49	2	2	relu	0.5	1	250	54.23
50	2	2	relu	1	0.25	250	51.49
51	2	2	relu	1	0.5	250	52.65
52	2	2	relu	1	1	250	53.59

53	2	2	relu	0.5	0.25	96	50.16
54	2	2	relu	0.5	0.5	96	52.02
55	2	2	relu	0.5	1	96	57.76
56	2	2	relu	1	0.25	96	50.55
57	2	2	relu	1	0.5	96	52.45
58	2	2	relu	1	1	96	54.89
59	3	2	relu	0.5	0.25	250	50.39
60	3	2	relu	0.5	0.5	250	52.93
61	3	2	relu	0.5	1	250	56.81
62	3	2	relu	1	0.25	250	αποκλίνει
63	3	2	relu	1	0.5	250	αποκλίνει
64	3	2	relu	1	1	250	54.85

**Πίνακας 4.5:** Αποτελέσματα πειραμάτων για την εκτίμηση της τιμής aFRR  $U_p$  της Ολλανδίας.

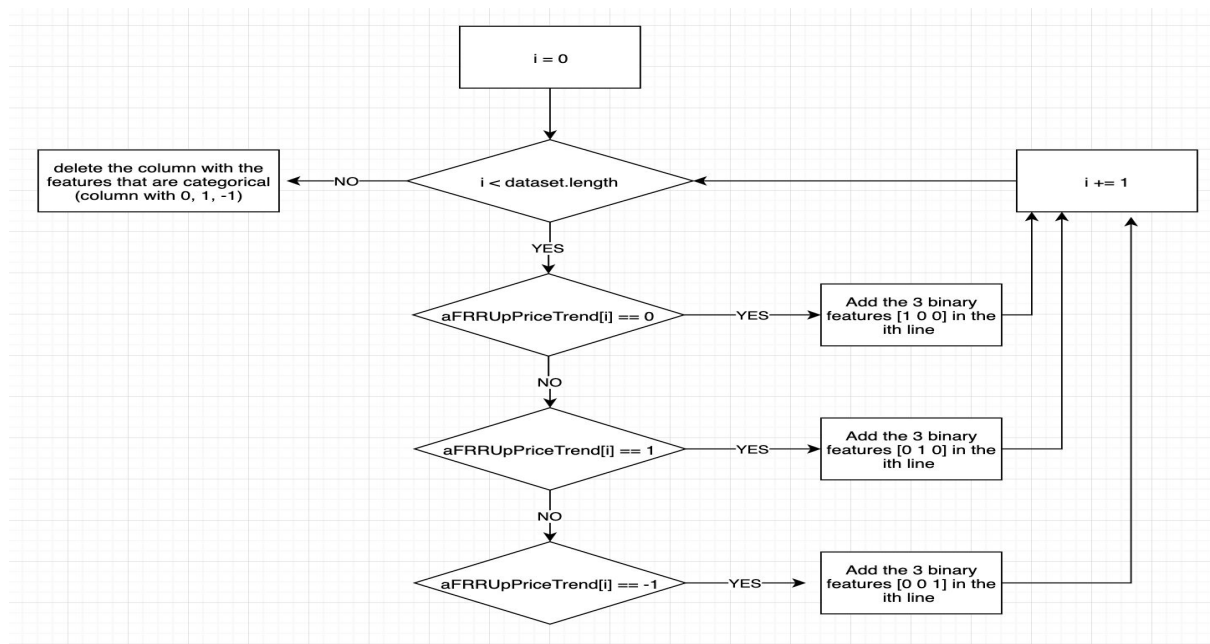
**Σχόλια:** Βλέπουμε ότι τα σφάλματα παραμένουν μεγάλα και οι αλγόριθμοι που επιλέξαμε, με τα δεδομένα με τα οποία τους τροφοδοτήσαμε, αδυνατούν να κάνουν μία πρόβλεψη κοντά στις πραγματικές τιμές Αγοράς Εξισορρόπησης. Επίσης, παρατηρούμε ότι παρά τον μεγάλο αριθμό πειραματισμών που έγιναν τα σφάλματα είναι πολύ κοντά μεταξύ τους, εκτός από μερικές εξαιρέσεις όπου ο αλγόριθμος αποκλίνει.

#### 4.4 Εκτίμηση Τάσης της Τιμής Αγοράς Εξισορρόπησης

Καθώς οι προηγούμενες προσπάθειες δεν είχαν το επιθυμητό αποτέλεσμα επιλέχθηκε να γίνει η πρόβλεψη της τάσης της τιμής, δηλαδή να προβλεφθεί αν η τιμή το επόμενο τέταρτο της ώρας θα αυξηθεί, θα μειωθεί ή θα παραμείνει σταθερό. Αυτή η εκτίμηση παρά την απλότητα που φαίνεται να παρουσιάζει είναι αρκετα σημαντική τόσο για τους ιδιοκτήτες των μονάδων παραγωγής για να καθορίσουν τη στρατηγική τους στην Αγορά Εξισορρόπησης, όσο και για τους μελετητές της Αγοράς Εξισορρόπησης για να εξάγουν συμπεράσματα από την συμπεριφορά της τιμής αυτής.

Το είδος των νευρωνικών δικτύων που επιλέχθηκαν για αυτή την πρόβλεψη είναι τα CNNs (βλ. 2.3.3). Έτσι, συμπεριφέρεται στην είσοδο με διαστάσεις (#παρελθοντικών τιμών (σε τέταρτα της ώρας), #χαρακτηριστικών) σαν μία δισδιάστατη εικόνα με διαστάσεις τόσα pixel και εξάγει ένα συμπέρασμα με τη μορφή πιθανότητας να ανήκει το δείγμα στην αντίστοιχη ετικέτα. Για παράδειγμα, για δεδομένα μίας ημέρας πριν, έχω είσοδο διαστάσεων (96, 14) κι έξοδο (0.3, 0.1, 0.6) κι έτσι ταξινομείται στην τρίτη κατηγορία.

Τα δεδομένα που επιλέχθηκαν είναι το δεύτερο dataset της προηγούμενης ενότητας με την προσθήκη της Τάσης της aFRR Up τιμής που εκφράζεται με 1 για αύξηση, -1 για μείωση και 0 για σταθερή τιμή και μετατρέπεται σε 3 δυαδικά χαρακτηριστικά.



**Σχήμα 4.7:** Διάγραμμα ροής με τη μετατροπή των κατηγορικών χαρακτηριστικών σε δυαδικά.

Τέλος, πειραματιστήκαμε με διάφορα CNNs (βλ. Ενότητα 2.3.3) που είναι τα εξής:

```

#1
model = Sequential()
# convolutional layer
model.add(Conv2D(50, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu', input_shape=(trainX.shape[1], trainX.shape[2], 1)))
# convolutional layer
model.add(Conv2D(75, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
  
```

```

model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
# flatten output of conv
model.add(Flatten())
# hidden layer
model.add(Dense(500, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(250, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.3))
# output layer
model.add(Dense(3, activation='softmax'))

#2
model = Sequential()
# convolutional layer
model.add(Conv2D(50, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu', input_shape=(trainX.shape[1],trainX.sh
ape[2],1)))
# convolutional layer
model.add(Conv2D(75, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(125, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
# flatten output of conv
model.add(Flatten())
# hidden layer
model.add(Dense(500, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(250, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.3))
# output layer
model.add(Dense(3, activation='softmax'))

#3
model = Sequential()
# convolutional layer
model.add(Conv2D(50, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu', input_shape=(trainX.shape[1],trainX.sh
ape[2],1)))

```

```

# convolutional layer
model.add(Conv2D(75, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(125, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(200, kernel_size=(3,3), strides=(1,1),
padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
# flatten output of conv
model.add(Flatten())
# hidden layer
model.add(Dense(500, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(250, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.3))
# output layer
model.add(Dense(3, activation='softmax'))

```

**Σχήμα 4.8:** CNNs που χρησιμοποιήθηκαν για την πρόβλεψη της τάσης της τιμής aFRR Up.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνεται η ακρίβεια και ο confusion matrix για τα διάφορα πειράματα που έγιναν.

#	CNN	Past Window (days)	Prediction Range (quarters)	Batch size	Accuracy	Confusion matrix						
0	1	0.5	1	96	0.702	<table border="1"> <tr> <td>12377</td> <td>441</td> <td>1038</td> </tr> <tr> <td>3763</td> <td>2329</td> <td>4333</td> </tr> </table>	12377	441	1038	3763	2329	4333
12377	441	1038										
3763	2329	4333										

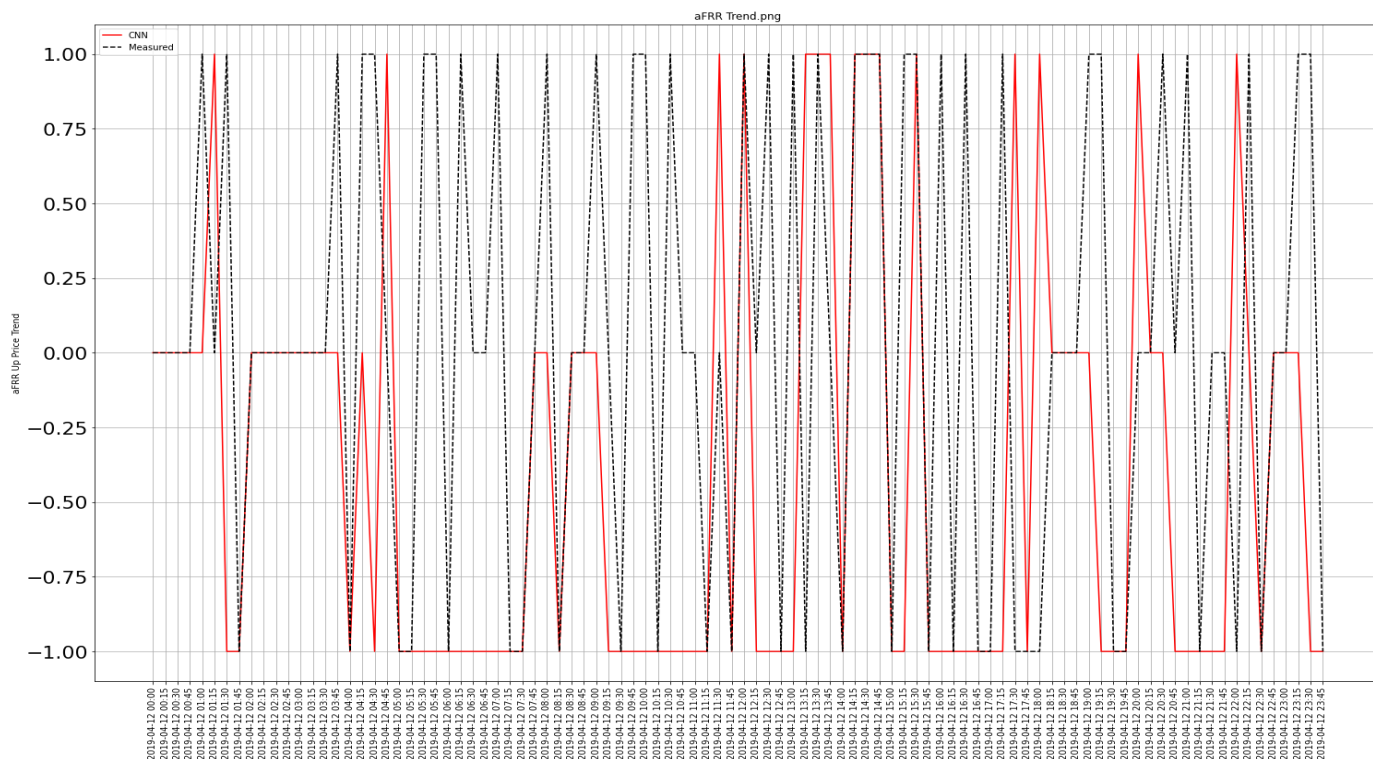
						110	772	9925
1	1	1	1	96	0.708	12027	891	920
						3304	3738	3368
						196	1545	9051
2	2	0.5	1	96	0.704	11927	892	1037
						3166	3001	4258
						76	949	9782
3	2	1	1	96	0.716	11777	1128	933
						2895	4041	3474
						45	1471	9276
4	2	0.5	1	250	0.706	11862	1051	943
						3090	3788	3547
						29	1651	9127
5	2	1	1	250	0.718	12171	751	916
						3271	3895	3244
						25	1666	9101
6	3	0.5	1	96	0.703			



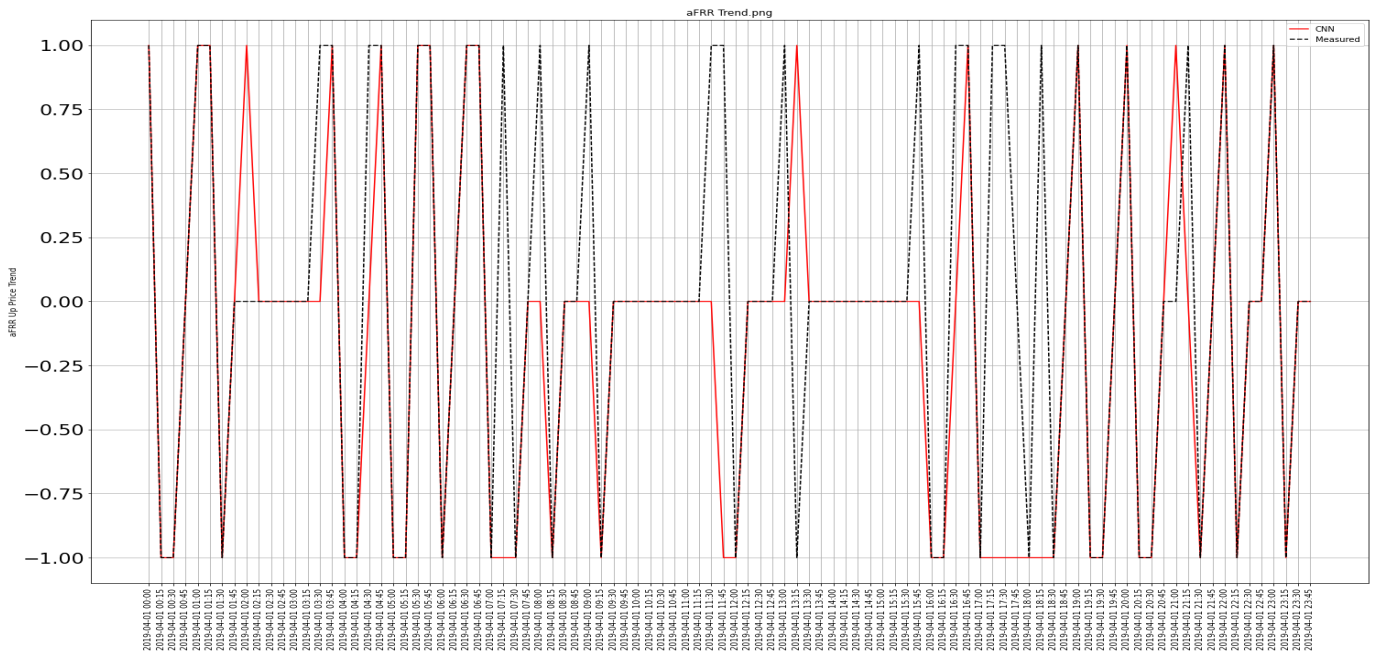
						12350	530	976
						3694	3022	3709
						11	1504	9292
7	3	1	1	96	0.716	12214	655	969
						3366	3431	3613
						68	1270	9454

**Πίνακας 4.6:** Πίνακας αποτελεσμάτων πρόβλεψης της τάσης της τιμής aFRR Up.

**Σχόλια και Επεξηγήσεις:** Παρατηρώντας τον πίνακα βλέπουμε ότι οι προβλέψεις έχουν παρόμοια ακρίβεια για όλους τους τύπους CNN και το παράθυρο παρελθοντικών τιμών που λαμβάνονται υπόψη. Καλύτερη ακρίβεια έχει η περίπτωση όπου χρησιμοποιήθηκαν οι προηγούμενες 24 ώρες (96 δεκαπεντάλεπτα), batch size ίσο με 250 κι η δεύτερη περίπτωση CNN. Να τονιστεί, επίσης ότι η πρόβλεψη περισσότερων μελλοντικών τιμών δεν είναι τόσο απαραίτητη όσο στην περίπτωση της Αγοράς Επόμενης Ημέρας, καθώς η Αγορά Εξισορρόπησης γίνεται για βραχυπρόθεσμα χρονικά διαστήματα σχετικά με την Αγορά Επόμενης Ημέρας. Όσον αφορά τον confusion matrix (βλ. 4.1), η πρώτη γραμμή αναφέρεται στην περίπτωση που η τιμή είναι σταθερή, η δεύτερη στην περίπτωση που η τιμή αυξάνεται και η τρίτη στην περίπτωση που η τιμή μειώνεται. Με γαλάζιο φόντο φαίνονται οι σωστές προβλέψεις. Βλέπουμε πως οι προβλέψεις παρουσιάζουν πολύ καλή συμπεριφορά για τις περιπτώσεις που η τιμή μειώνεται ή παραμένει σταθερή και μέτρια συμπεριφορά για τις περιπτώσεις που η τιμή αυξάνεται.



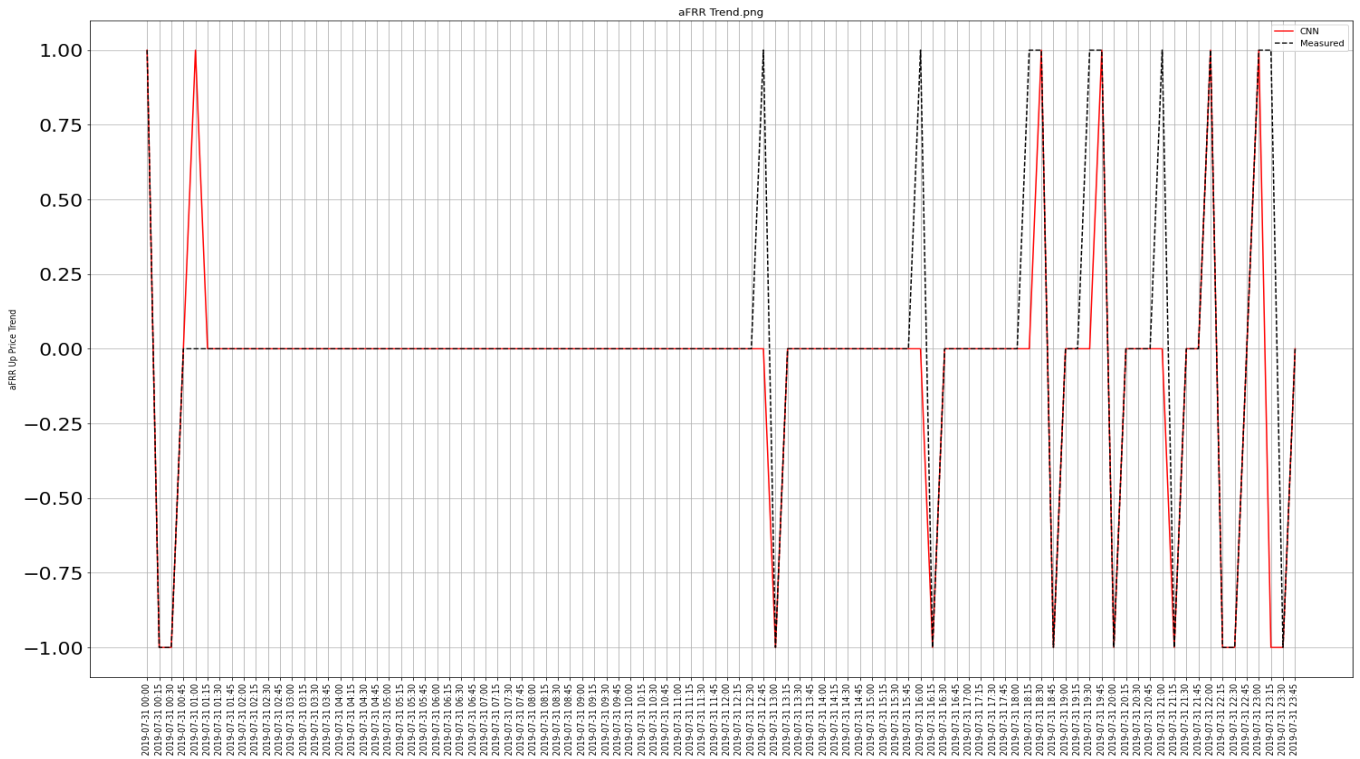
**Σχήμα 4.9:** Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 12η Απριλίου 2019. Αποτελεί παράδειγμα όπου το μοντέλο δεν προβλέπει ικανοποιητικά και μάλιστα είναι η μέρα με τη χειρίστη πρόβλεψη (με ακρίβεια 0.53125).



**Σχήμα 4.10:** Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 1η Απριλίου 2019. Αποτελεί παράδειγμα όπου το μοντέλο παρουσιάζει πολύ καλή συμπεριφορά.



**Σχήμα 4.11** Ενδεικτική πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 3η Μαρτίου 2020. Αποτελεί παράδειγμα όπου το μοντέλο παρουσιάζει πολύ καλή συμπεριφορά και μάλιστα, όπως φαίνεται στο δεξιό μέρος του σχήματος καταφέρνει να προβλέψει σωστά και περιπτώσεις που η τιμή αυξάνεται.



**Σχήμα 4.12:** Πρόβλεψη του μοντέλου 5 από τον Πίνακα 4.5 για την τάση της τιμής aFRR Up για την 31η Ιουλίου 2019 και μάλιστα με τη βέλτιστη ακρίβεια (0.927). Εν μέρει η ακρίβεια οφείλεται στο γεγονός ότι η τιμή δεν παρουσιάζει βίαιες μεταβολές αυτή την ημέρα.



## Κεφάλαιο 5

### Συμπεράσματα και Μελλοντική Μελέτη

Από τη μελέτη της παρούσας διπλωματικής εργασίας προέκυψαν διάφορα αποτελέσματα από τα πειράματα που εκτελέστηκαν για την πρόβλεψη των τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας και Αγοράς Εξισορρόπησης και τη συμπεριφορά (τάση) της δεύτερης. Στις δύο πρώτες περιπτώσεις τα αποτελέσματα δεν ήταν ικανοποιητικά καθώς τα σφάλματα ήταν μεγάλα. Σχετικά με την αγορά επόμενης ημέρας, αυτό αποδίδεται στην έλλειψη των κατάλληλων δεδομένων, όπως σχολιάστηκε παραπάνω, και ιδιαίτερα στην έλλειψη δεδομένων για μελλοντικά συμβόλαια (futures) και αξιοποιήσιμων δεδομένων για προγραμματισμένες διακοπές λειτουργίας μονάδων (outages). Σχετικά με την Αγορά Εξισορρόπησης, αυτό αποδίδεται στην ευμεταβλητότητα (volatility) της, με την επιφύλαξη ότι ίσως τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν κατά τη διάρκεια της μελέτης δεν ήταν τα κατάλληλα. Παρουσιάζονται, όμως τα αποτελέσματα για την καταγραφή της διαδικασίας και για να αποφευχθεί η εκτέλεση των ίδιων αλγορίθμων με τα ίδια δεδομένα από μελλοντικές εργασίες, καθώς αποτελεί χρονοβόρα διαδικασία. Σημειώνεται ότι η αγορά της Ολλανδίας για την οποία έγινε η διερεύνηση αυτή, επιλέχθηκε με κριτήριο την πληρότητα ανοικτών δεδομένων που διέθετε.

Το γεγονός ότι οι προβλέψεις τιμών δεν ήταν ικανοποιητικές, μας οδήγησε να ασχοληθούμε με το πρόβλημα επιβλεπόμενης μάθησης *της τάσης* των τιμών και ιδιαίτερα της τιμής aFRR Up για την οποία υπήρξαν ενδιαφέροντα αποτελέσματα και συγκεκριμένα μία **ακρίβεια της τάξης του 71%** που κρίνεται αρκετά ικανοποιητική για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Παρατηρήθηκε με τη βοήθεια των confusion matrices ότι οι περιπτώσεις όπου η τιμή μειώνεται ή παραμένει σταθερή προβλέπονται σωστά κατά πολύ μεγάλο ποσοστό (86%), αλλά η απόδοση του αλγορίθμου δεν είναι τόσο καλή για την περίπτωση που η τιμή αυξάνεται, γεγονός που, σύμφωνα με εμπειρογνώμονες της αγοράς, μπορεί να οφείλεται και σε εξωγενείς παράγοντες οι οποίοι δεν μπορούν να μοντελοποιηθούν. Αναφέρονται χαρακτηριστικά τιμές πολλών χιλ. Ευρώ ανά MWh, οι οποίες διαμορφώνονται περισσότερο με όρους ψυχολογίας της αγοράς και λιγότερο με τεχνικούς όρους της αγοράς.

Για τους παραπάνω λόγους, διατυπώνουμε τις εξής προτάσεις:

- να επεκταθεί η μελέτη της συμπεριφοράς της τιμής στην Αγορά Εξισορρόπησης και κυρίως για τις περιπτώσεις που η τιμή αυξάνεται,
- να επεκταθεί η εφαρμογή της μεθοδολογίας πρόβλεψης τάσης των τιμών, η οποία είχε τα ικανοποιητικά αποτελέσματα που παρουσιάσαμε, σε περισσότερες χώρες,

- να διερευνηθεί η δυνατότητα εκτίμησης των απουσιαζουσών τιμών στην Αγορά Εξισορρόπησης
- να μελετηθούν ξεχωριστά οι περιπτώσεις καθημερινών και σαββατοκύριακων/αργιών, τόσο στην Αγορά Επόμενης Ημέρας, όσο και στην Αγορά Εξισορρόπησης. Μια πρόδρομη εκτίμηση είναι ότι στην τελευταία, η διαφοροποίηση θα είναι μικρότερη.
- Για αμφοότερες τις αγορές, μια καλή προσέγγιση θεωρούμε ότι θα ήταν να μελετηθούν οι τιμές για τις 4 εποχές του χρόνου ξεχωριστά (π.χ. τα δεδομένα της άνοιξης να μελετηθούν μόνα τους χωρίς να λαμβάνονται υπόψη οι άλλες 3 εποχές).
- Τέλος, πολύ ενδιαφέρουσα θα ήταν η μελέτη της επίδρασης των διασυνοριακών συναλλαγών ενέργειας για να δούμε αν και πόσο επηρεάζονται οι τιμές από τα δεδομένα των άλλων χωρών. Αυτή η ιδέα προέκυψε από το γεγονός ότι η Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ευρώπη είναι ενιαία κι αυτό οδηγεί στην πεποίθηση ότι υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων των χωρών. Να τονιστεί ότι ο όγκος δεδομένων για το τελευταίο πρόβλημα απαιτεί την ύπαρξη ενός συστήματος υψηλών προδιαγραφών για να γίνει η εκπαίδευση των αλγορίθμων μάθησης.





# Βιβλιογραφία

1. Χρήστος Σιμόγλου, “Βέλτιστες Στρατηγικές Προσφορών Σε Ημερήσια Αγορά Ενέργειας από Εταιρείες Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας”, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ), 2011.
2. Ευάγγελος Καρδάκος, “Προσομοίωση Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας & Στρατηγική Συμπεριφορά Παραγωγών Ηλεκτρικής Ενέργειας”, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης (ΑΠΘ), 2016.
3. “OTC Trading on the energy market”, <https://www.next-kraftwerke.com/knowledge/what-is-otc-trading>. Accessed: 2021/01/24.
4. Angeliki D. Mourtzikou, “The implementation of the Electricity Target Model in Greece”, Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας, 2018.
5. “Και η Ελλάδα στο ενιαίο μοντέλο χονδρεμπορικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας από 1η Νοεμβρίου”, <https://m.naftemporiki.gr/story/1652138/kai-i-ellada-sto-eniaio-montelo-xondremporikis-agoras-ilektrikis-energeias-apo-1i-noembriou>. Accessed: 2021/01/25.
6. “Entso-e Market Committee”, <https://www.entsoe.eu/about/market/>. Accessed: 2021/01/26.
7. “The European Target Model”, <https://www.admie.gr/en/market/general/description>. Accessed: 2021/01/26.
8. “Αγορές Ενέργειας - EnExGroup”, <https://www.enexgroup.gr/el/web/guest/energy-markets>. Accessed: 2021/01/26.
9. “ IPTO - About us”, <https://www.admie.gr/en/company/about-us>. Accessed: 2021/01/26.
10. Gro Klæboe, Anders Lund Eriksrud and Stein-Erik Fleten, “Benchmarking time series based forecasting models for electricity balancing market prices”, in Energy Systems, vol. 6, pp. 43-61, 2015.

11. “System Balancing | IPTO”,  
<https://www.admie.gr/en/market/general/capacity-calculation>  
Accessed: 2021/01/27.
12. “Balancing responsibility - TenneT”  
<https://www.tennet.eu/electricity-market/dutch-market/balancing-responsibility>  
/ Accessed: 2021/01/27.
13. Valerie Reif and Tim Schittekatte “Electricity Markets in the EU” in Florence School of Regulation, September 14, 2020  
<https://fsr.eui.eu/electricity-markets-in-the-eu/>
14. Magnus Olsson and Lennart Soder, “Modeling Real-Time Balancing Power Market Prices Using Combined SARIMA and Markov Processes” in IEEE Transactions in Power Systems, vol. 23, no. 2, pp.443-450, 2008.
15. ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΣ (ΕΕ) 2017/2195 ΤΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗΣ της 23ης Νοεμβρίου 2017,  
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/PDF/?uri=CELEX:32017R2195&from=EN>
16. “Entso-e Electricity Balancing in Europe | Guideline - November 2018”,  
[https://eepublicdownloads.entsoe.eu/clean-documents/Network%20codes%20documents/NC%20EB/entso-e\\_balancing\\_in%20\\_europe\\_report\\_Nov2018\\_web.pdf](https://eepublicdownloads.entsoe.eu/clean-documents/Network%20codes%20documents/NC%20EB/entso-e_balancing_in%20_europe_report_Nov2018_web.pdf)
17. Boomsma T.K., Juul N. and Fleten S.-E., “Bidding In Sequential Electricity Markets: the Nordic case” in: Stochastic Programming E-Print Series, Institut für Mathematik, no. 6, 2013.
18. Brolin, M.O., Söder, L., “Modeling Swedish real-time balancing power prices using nonlinear time series models” in IEEE 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, pp 358–363, 2010.
19. Jaehnert S., Farahmand H. and Doorman G.L., “Modelling of prices using the volume in the Norwegian regulating power market” in IEEE PowerTech, Bucharest, 2009.
20. Γεωργούλη Αικατερίνη, “Τεχνητή Νοημοσύνη”, Κεφάλαιο 4, σελ. 1-73  
[https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02\\_chapter\\_04.pdf](https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf)

21. Σωτηργιαννίδης Νικόλαος, “Εφαρμογές Μηχανικής Όρασης”, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, 2020.
22. Deep Learning, Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville,
23. Στέφανος Π. Κανελλόπουλος “Αναγνώριση Προσώπου με χρήση Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων”, Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, 2019.
24. Hochreiter, “Diplomarbeit im Fach Informatik Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen”, Master’s thesis, Technische Universität München, 1991.
25. Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber, “LSTM can solve hard long time lag problems”, in Advances in neural information processing systems, pp. 473–479, 1997.
26. “Understanding LSTM Networks”  
<https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
27. “Network Code on Load-Frequency Control and Reserves”  
[https://www.acer.europa.eu/Official\\_documents/Acts\\_of\\_the\\_Agency/Annexes/The%20Network%20Code%20on%20Load-Frequency%20Control%20and%20Reserves%20submitted%20on%2028%20June%202013.pdf](https://www.acer.europa.eu/Official_documents/Acts_of_the_Agency/Annexes/The%20Network%20Code%20on%20Load-Frequency%20Control%20and%20Reserves%20submitted%20on%2028%20June%202013.pdf).  
Accessed: 2021/02/20
28. “ENTSO-E Transparency Platform” <https://transparency.entsoe.eu/> .
29. “ENTSO-E’s SFTP client software” <sftp://sftp-transparency.entsoe.eu> .
30. Ying-Yi Hong, Jonathan V. Taylor and Arnel C. Fajardo “Locational Marginal Price Forecasting Using Deep Learning Network Optimized by Mapping-Based Genetic Algorithm” in IEEE Access, vol.8, pp. 91975 - 91988, 2020
31. Kejia Pan, Wenbin Shi, Xin Wang and Jiazhou Li “A short-term marginal price forecasting model based on ensemble learning”, in IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing, pp. 81-85, 2017

32. ENTO-E's

SFTP

Guide,

[https://transparency.entsoe.eu/content/static\\_content/Static%20content/knowledge%20base/SFTP-Transparency\\_Docs.html](https://transparency.entsoe.eu/content/static_content/Static%20content/knowledge%20base/SFTP-Transparency_Docs.html) .