



# ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών  
**«Παραγωγή και Διαχείριση Ενέργειας»**

Ηρώων Πολυτεχνείου 9, 157 73, Ζωγράφου – 210-7723655 – [epminfo@power.ece.ntua.gr](mailto:epminfo@power.ece.ntua.gr)

## ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**«ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΑΓΟΡΩΝ  
ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ»**

**Του Μεταπτυχιακού Φοιτητή**

Αντώνιος Μακρής

**Επιβλέπων**

Σταύρος Παπαθανασίου, Καθηγητής, ΗΜΜΥ ΕΜΠ

---

Αθήνα, Οκτώβριος, 2023



Αντώνιος Μακρής

Διπλωματούχος Χημικός Μηχανικός Ε.Μ.Π

Copyright © All rights reserved Αντώνιος Μακρής, 2023

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

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.

## Ευχαριστίες

Ευχαριστώ θερμά τον αναθέτη και επιβλέποντα της διπλωματική μου εργασίας τον κύριο Σταύρο Παπαθανασίου, καθηγητή της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα αλλά και για την συνεχή στήριξη και καθοδήγησή του.

Επίσης, ευχαριστώ τον διδάκτορα της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, κύριο Γεώργιο Ψαρρό για την πολύτιμη βοήθειά του στην κατανόηση του θεωρητικού μέρους του προβλήματος και για τον χρόνο που αφιέρωσε στην επίλυση των αποριών μου.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, για την υποστήριξη και την κατανόησή τους σε όλα τα χρόνια των σπουδών μου

Αθήνα, Οκτώβριος 2023

Αντώνιος Μακρής

## Περίληψη

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής, είναι η πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελληνική Αγορά Επόμενης Μέρας. Η μεγάλη μεταβλητότητα που παρουσιάζει η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας καθιστά πολύ σημαντική την πρόβλεψη.

Επειδή οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας, είναι πολύ-παραγοντικά συστήματα, θα γίνει μια ανάλυση της λειτουργίας τους και των παραγόντων που την επηρεάζουν. Μάλιστα στην παρούσα διπλωματική εργασία θα αναλυθούν τα είδη των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, η χρησιμότητά τους και ο ρόλος των συμμετεχόντων. Επιπλέον θα γίνει αναφορά στη διαδικασία μετάβασης από τα μονοπώλια στα χρηματιστήρια ενέργειας τόσο σε Ευρωπαϊκό όσο και σε Ελληνικό επίπεδο.

Έπειτα θα γίνει ανάλυση των μεθόδων πρόβλεψης και του ρόλου τους στο σύγχρονο αυτό περιβάλλον των ενεργειακών αγορών. Θα γίνει σύντομη εισαγωγή στα μοντέλα μηχανικής μάθησης και στην λειτουργία των νευρωνικών δικτύων.

Η πρόβλεψη θα πραγματοποιηθεί με τη χρήση γλώσσας προγραμματισμού Python, σε περιβάλλον Jupyter Notebooks. Σαν βασική μέθοδο πρόβλεψης θα εφαρμοστούν κλασσικά στατιστικά μοντέλα όπως τα ARIMA, ενώ θα εξετασθεί η βελτίωση των προβλέψεων με τη χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης (machine learning) όπως η πολύ-μεταβλητή παλινδρόμηση (Multivariate Regression), τα τυχαία δέντρα (Random Forest) και τα νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα θα κατασκευαστεί ένας πολύ-επίπεδος αισθητήρας (MLP) το οποίο είναι ένα βασικό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης.

Τέλος τα μοντέλα θα αξιολογηθούν τόσο ως προς τις προβλέψεις τους σε διαστήματα τιμών όσο και σε ωριαίο επίπεδο.

## ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας, Χρηματιστήριο Ενέργειας, Προ-Ημερήσια Αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, πρόβλεψη τιμής εκκαθάρισης, χρονοσειρές, Μοντέλα ARIMA, Πολύ-μεταβλητή Παλινδρόμηση, Δέντρα Αποφάσεων, Τυχαία Δέντρα, Νευρωνικά Δίκτυα, Πολύ-επίπεδος Αισθητήρας



## **Abstract**

The purpose of this thesis is to forecast electricity prices in the Greek Day-Ahead Market. The high variability of electricity prices makes forecasting very important.

Because electricity markets are highly complex systems, an analysis of their functioning and the factors influencing them will be conducted. Moreover, this thesis will delve into the types of electricity markets, their utility, and the role of participants. Additionally, the transition process from monopolies to energy exchanges will be discussed both at the European and Greek levels.

Next, an analysis of prediction methods and their role in the modern environment of energy markets will be carried out. A brief introduction to machine learning models and the functioning of neural networks will be provided.

The forecasting will be implemented using the Python programming language within the Jupyter Notebooks environment. Classical models like ARIMA will be applied as the fundamental forecasting method. Furthermore, the improvement of predictions using machine learning models such as Multivariate Regression, Random Forest, and neural networks will be explored. Specifically, a Multilayer Perceptron (MLP), which is a basic feedforward neural network, will be constructed. Finally, the models will be evaluated in terms of their predictions in price intervals and on an hourly basis.

## **KEYWORDS**

Electricity Markets, Energy Exchange, Pre-Day Electricity Market, price forecasting, time series, ARIMA Models, Multivariate Regression, Decision Trees, Random Forest, Neural Networks, Multilayer Perceptron

## Πίνακας Περιεχομένων

|  |    |
|--|----|
| Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....                                     | 13 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΑΓΟΡΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ .....                 | 15 |
| 2.1 Συμμετέχοντες στην αγορά .....                           | 15 |
| 2.2 Δομές αγορών Ηλεκτρικής Ενέργειας.....                   | 16 |
| 2.2.1 (Καθετοποιημένο) Μονοπώλιο .....                       | 16 |
| 2.2.2 Σύστημα μοναδικού αγοραστή (Purchasing Agent).....     | 17 |
| 2.2.3 Ανταγωνιστική Χονδρική αγορά (wholesale market).....   | 19 |
| 2.2.4 Ανταγωνιστική Λιανική αγορά (retail market) .....      | 20 |
| 2.3 Βασικά Μοντέλα Οργάνωσης Αγοράς.....                     | 21 |
| 2.3.1 Κοινοπραξία ισχύος .....                               | 21 |
| 2.3.2 Χρηματιστήριο Ενέργειας .....                          | 22 |
| 2.4 Διάφοροι τύποι αγορών .....                              | 23 |
| 2.4.1 Αγορά Χωρητικότητας (Capacity Market) .....            | 23 |
| 2.4.2 Χρηματοπιστωτική Αγορά (Προθεσμιακή Αγορά) .....       | 23 |
| 2.4.3 Αγορά άμεσης παράδοσης .....                           | 25 |
| 2.4.4 Αγορές εξισορρόπησης.....                              | 26 |
| 2.5 Οριακή τιμολόγηση.....                                   | 28 |
| Κεφάλαιο 3 Ευρωπαϊκή Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας .....        | 31 |
| 3.1 Ιστορική αναδρομή.....                                   | 32 |
| 3.2 Μοντέλο Στόχος (Target Model).....                       | 33 |
| 3.2.1 Εισαγωγή στο Target Model .....                        | 33 |
| 3.2.2 Χαρακτηριστικά του Target Model.....                   | 34 |
| 3.2.2.1 Μακροχρόνια δικαιώματα μεταφοράς .....               | 34 |
| 3.2.2.2 Σύζευξη Αγορών (Market Coupling) .....               | 34 |
| 3.2.2.3 Μοντέλο βάσει Ροής (Flow-Based Market Coupling)..... | 35 |
| 3.2.2.4 Εποπτικός Έλεγχος (Regulatory Oversight) .....       | 36 |
| Κεφάλαιο 4 Ελληνική Αγορά.....                               | 37 |
| 4.1 Εξηλεκτρισμός της Χώρας.....                             | 37 |
| 4.2 Απελευθέρωση Ελληνικής Αγοράς .....                      | 39 |
| 4.3 Η Σημερινή ελληνική αγορά .....                          | 41 |
| 4.3.1 Ενεργειακή χρηματοπιστωτική αγορά .....                | 42 |
| 4.3.2 Αγορά επόμενης ημέρας .....                            | 43 |



|         |   |    |
|---------|---|----|
| 4.3.3   | Ενδο-ημερήσια αγορά .....   | 44 |
| 4.3.4   | Αγορά εξισορρόπησης .....   | 47 |
|         | Κεφάλαιο 5 Μέθοδοι και Μοντέλα Πρόβλεψης .....                              | 49 |
| 5.1     | Ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης .....   | 50 |
| 5.2     | Χρονοσειρές .....   | 51 |
| 5.2.1   | Στατιστική ανάλυση χρονοσειρών .....  | 52 |
| 5.3     | Κλασικές μέθοδοι Στατιστικής πρόβλεψης-Μοντέλα ARIMA .....                  | 55 |
| 5.3.1   | Μοντέλα AR (Αυτοπαλινδρόμησης) .....  | 56 |
| 5.3.2   | Μοντέλα MA (Κινητού Μέσου) .....  | 57 |
| 5.3.3   | Μοντέλα ARMA (Μικτά αυτοπαλινδρομικά/κινητού μέσου όρου) .....              | 57 |
| 5.3.4   | Μοντέλα ARIMA .....   | 58 |
| 5.4     | Μέθοδοι προβλέψεων με τεχνικές μηχανικής μάθησης .....                      | 59 |
| 5.4.1   | Μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης .....                                       | 61 |
| 5.4.2   | Δέντρα Αποφάσεων .....  | 62 |
| 5.4.2.1 | Συνδυαστικές μέθοδοι (Ensemble methods) .....                               | 63 |
| 5.4.2.2 | Bagging (Bootstrap Aggregating) .....                                       | 63 |
| 5.4.2.3 | Random Forest .....   | 64 |
| 5.4.3   | Νευρωνικά δίκτυα .....  | 65 |
| 5.4.3.1 | Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα .....  | 65 |
| 5.4.3.2 | Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα .....  | 67 |
| 5.4.3.3 | Αρχιτεκτονική ΤΝΔ .....   | 69 |
| 5.4.3.4 | Συναρτήσεις Ενεργοποίησης .....   | 70 |
| 5.4.3.5 | Συνάρτηση κόστους (Cost function) .....                                     | 73 |
| 5.4.3.6 | Πρόσθιας Τροφοδότησης Νευρωνικά Δίκτυα (Feed-forward Neural Networks) ..... | 74 |
| 5.4.3.7 | Πολυεπίπεδο Νευρωνικό δίκτυο .....  | 74 |
| 5.4.3.8 | Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος (Backpropagation) .....                 | 76 |
| 5.5     | Σφάλματα πρόβλεψης-Μέτρα απόδοσης .....                                     | 78 |
|         | Κεφάλαιο 6 Υπολογιστικό Μέρος .....   | 81 |
| 6.1     | Εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν .....   | 81 |
| 6.2     | Συλλογή Δεδομένων .....   | 83 |
| 6.3     | Επιλογή Δεδομένων Εισόδου .....   | 85 |
| 6.4     | Καθαρισμός και Επεξεργασία Δεδομένων .....                                  | 87 |
| 6.5     | Μοντέλα και Αποτελέσματα .....  | 89 |

|  |     |
|--|-----|
| 6.5.1 Μοντέλα ARIMA.....                           | 89  |
| 6.5.2 Multivariable Regression .....               | 95  |
| 6.5.3 Random Forest.....                           | 97  |
| 6.5.4 MLP .....                                    | 99  |
| 6.6 Σύγκριση Αποτελεσμάτων .....                   | 102 |
| 6.7 Συμπεράσματα και Προτάσεις για το μέλλον ..... | 108 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....                                  | 110 |

## Πίνακας Σχημάτων

|  |    |
|--|----|
| Σχήμα 2.1. Πλήρως Καθετοποιημένο Μονοπώλιο .....                                       | 16 |
| Σχήμα 2.2. Διαφοροποιημένα Μονοπώλια στην Παραγωγή/Μεταφορά και Διανομή/Προμήθεια..... | 17 |
| Σχήμα 2.3. Μοντέλο Μοναδικού Αγοραστή .....  | 18 |
| Σχήμα 2.4. Εξελιγμένο Μοντέλο Μοναδικού Αγοραστή .....                                 | 18 |
| Σχήμα 2.5. Μοντέλο Απελευθερωμένης Χονδρικής Αγοράς.....                               | 19 |
| Σχήμα 2.6. Μοντέλο Πλήρους Απελευθερωμένης Αγοράς και στη Λιανική.....                 | 20 |
| Σχήμα 2.7. Οριακή Τιμολόγηση-Τιμή Ισορροπίας.....                                      | 28 |
| Σχήμα 2.8. Παράδειγμα των Merit Order Curves.....                                      | 29 |
| Σχήμα 4.1. Δημιουργία ΔΕΣΜΗΕ.....  | 39 |
| Σχήμα 4.2. Δημιουργία ΛΑΓΗΕ, ΑΔΜΗΕ ΚΑΙ ΔΕΔΔΗΕ .....                                    | 40 |
| Σχήμα 4.3. Δημιουργία ΕΧΕ ΚΑΙ ΔΑΠΕΕΠ.....  | 41 |
| Σχήμα 4.4. Χρονοδιάγραμμα Αγοράς Επόμενης Μέρας (DAM) ώρες CET.....                    | 44 |
| Σχήμα 4.5. Χρονοδιάγραμμα CRIDA1 ώρες CET .....  | 45 |
| Σχήμα 4.6. Χρονοδιάγραμμα CRIDA2 ώρες CET .....  | 46 |
| Σχήμα 4.7. Χρονοδιάγραμμα CRIDA3 ώρες CET .....  | 46 |
| Σχήμα 4.8. Χρονοδιάγραμμα ΧΒΙD ώρες CET .....  | 46 |
| Σχήμα 4.9. Χρονοδιάγραμμα Balancing Αγοράς ώρες CET .....                              | 48 |
| Σχήμα 5.1. Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης.....  | 59 |
| Σχήμα 5.2. Τρόπος Δόμησης Δένδρου Απόφασης .....                                       | 62 |
| Σχήμα 5.3. Συνδυαστικές Μέθοδοι .....  | 63 |
| Σχήμα 5.4. Αναπαράσταση Βιολογικού Νευρώνα .....                                       | 66 |
| Σχήμα 5.5. Αναπαράσταση Τεχνητού Νευρώνα.....  | 67 |
| Σχήμα 5.6. Βηματική Συνάρτηση Ενεργοποίησης .....                                      | 70 |
| Σχήμα 5.7. Σιγμοειδής Συνάρτηση Ενεργοποίησης.....                                     | 71 |
| Σχήμα 5.8. Συνάρτηση Υπερβολικής Εφαπτομένης .....                                     | 72 |
| Σχήμα 5.9. Συνάρτηση Ενεργοποίησης ReLU .....  | 73 |
| Σχήμα 5.10. Διαμόρφωση Πολυεπίπεδος Αισθητήρας.....                                    | 75 |
| Σχήμα 6.1. Πλέγμα Υπερπαραμέτρων .....   | 82 |
| Σχήμα 6.2. Μεθοδολογία Διασταυρούμενης Επικύρωσης .....                                | 82 |
| Σχήμα 6.3. Κατανομή Συχνοτήτων των τιμών .....   | 87 |

|   |     |
|---|-----|
| Σχήμα 6.4. Χρονοσειρά των τιμών εκκαθάρισης της Αγοράς Επόμενης Μέρας στην Ελλάδα ..... | 89  |
| Σχήμα 6.5. Διάγραμμα Αυτοσυσχέτισης και Μερικής Αυτοσυσχέτισης .....                    | 90  |
| Σχήμα 6.6. Προβλέψεις Μοντέλου ARIMA.....   | 94  |
| Σχήμα 6.7. Προβλέψεις Μοντέλου Πολύ-μεταβλητής Παλινδρόμησης.....                       | 96  |
| Σχήμα 6.8. Προβλέψεις Τυχαίων Δασών .....   | 98  |
| Σχήμα 6.9. Προβλέψεις Νευρωνικού Δικτύου .....  | 101 |
| Σχήμα 6.10. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα των Προβλέψεων .....                                    | 102 |
| Σχήμα 6.11. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα των Προβλέψεων .....                                | 102 |
| Σχήμα 6.12. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 0-50 EUR/MWh .....            | 103 |
| Σχήμα 6.13. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 0-50 EUR/MWh .....            | 103 |
| Σχήμα 6.14. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 50-100 EUR/MWh .....          | 104 |
| Σχήμα 6.15. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 50-100 EUR/MWh .....      | 104 |
| Σχήμα 6.16. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 150-150 EUR/MWh .....         | 105 |
| Σχήμα 6.17. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 150-150 EUR/MWh .....     | 105 |
| Σχήμα 6.18. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για τιμές >150 EUR/MWh .....                 | 106 |
| Σχήμα 6.19. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για τιμές >150 EUR/MWh                   | 106 |
| Σχήμα 6.20. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων ανά ώρα της ημέρας.....                      | 107 |

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι ένα κοινωνικό και οικονομικό αγαθό μεγάλης σημασίας, καθώς είναι απαραίτητο για την ανθρώπινη καθημερινότητα. Για την παραγωγή της, χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνολογίες με πιο πρόσφατα να πρωτοστατούν το φυσικό αέριο και ο άνθρακας. Βέβαια είναι σημαντικό πως τα τελευταία χρόνια, με γνώμονα την προστασία του περιβάλλοντος αλλά και τη μείωση του κόστους της ενέργειας, παρατηρείται μετάβαση σε ανανεώσιμες πηγές ενέργειας.

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι ένα προϊόν διαφορετικό από τα υπόλοιπα ενεργειακά προϊόντα. Η κύρια ιδιαιτερότητα της είναι πως η παραγωγή πρέπει να ταυτίζεται με τη ζήτηση κάθε στιγμή, ώστε να μην δημιουργούνται ανισορροπίες στο σύστημα. Η δυσκολία που παρουσιάζει το αγαθό αυτό στο να αποθηκευτεί οικονομικά σε μεγάλες ποσότητες, καθορίζει τις εμπορικές ρυθμίσεις που διέπουν την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Έτσι οι αγορές ηλεκτρικής ενέργειας είναι πολύπλοκα συστήματα

Όπως θα παρουσιαστεί στα επόμενα κεφάλαια οι σύγχρονες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας έχουν εξελιχθεί αρκετά από την έναρξή τους. Με στόχο να αυξηθούν οι επενδύσεις, να βελτιωθεί η αποτελεσματικότητα και να προωθηθεί η καινοτομία, οι χώρες ξεκίνησαν την προσπάθεια απελευθέρωσης της αγοράς της ηλεκτρικής ενέργειας. Όπως έγινε γνωστό από επιτυχείς προσπάθειες απελευθέρωσης άλλων βιομηχανιών, έτσι και εδώ χάρη στην τεχνολογική πρόοδο, που κατάφερε να μειώσει το κόστος επένδυσης τόσο στα μέσα παραγωγής όσο και στα μέσα μεταφοράς, επιτεύχθηκε η απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας σε διάφορες χώρες.

Έτσι, λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν, οι αγορές έχουν καταστεί κεντρικό αντικείμενο έρευνας, με την ακριβή πρόβλεψη των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας να ξεχωρίζει ως μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζουν οι εμπλεκόμενοι στην αγορά.

Σύμφωνα με τον Rafal Weron και συνεργάτες του, οι στατιστικές και οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης έχουν δείξει ότι λειτουργούν καλύτερα στο έργο της πρόβλεψης των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας [38]. Ωστόσο σύμφωνα με τον M. Hemmati και τον N. Amjadi, ενώ οι στατιστικές τεχνικές εμφανίζουν καλή απόδοση εάν η συχνότητα των δεδομένων είναι χαμηλή, όπως εβδομαδιαία πρότυπα, η μη γραμμική συμπεριφορά των επικρατούντων τιμών κατά τη διάρκεια της ώρας μπορεί να γίνει πολύπλοκη για πρόβλεψη [39]. Έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι μηχανικής μάθησης για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα και να προβλέψουν τη μη γραμμική συμπεριφορά των τιμών κατά τη διάρκεια της ώρας.

Τα τελευταία χρόνια, έχει δοθεί έμφαση στη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ) και στην εξερεύνηση του δυναμικού τους για καλύτερη πρόβλεψη των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας. Στην περιοχή της Νοτιοανατολικής Ευρώπης, δεν έχουν διενεργηθεί πολλές μελέτες για την εξέταση της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στο έργο της πρόβλεψης των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας.

Στην έρευνα που προτείνεται από τον A. Dedinec και συνεργάτες του, πραγματοποιείται πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας 24 ώρες στις νεοσυσταθέντες αγορές ενέργειας της Νοτιοανατολικής Ευρώπης, χρησιμοποιώντας απλά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ανάμεσα στις τρεις γειτονικές αγορές, η τιμή στο βουλγαρικό χρηματιστήριο είναι η πιο απρόβλεπτη (MAPE 21%), ενώ η τιμή στο σερβικό χρηματιστήριο είναι η πιο προβλέψιμη (MAPE 9,28%). Η τιμή στο κροατικό χρηματιστήριο βρίσκεται στη μέση, επιτυγχάνοντας MAPE 17% [40].

Αναφορικά με την ακρίβεια των διαφόρων μοντέλων ο Jesus Lago και συνεργάτες του παρουσίασαν τη σύγκριση της προβλεπτικής ακρίβειας διάφορων προγνωστικών μέσω του MAPE (Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα). Βρήκαν ότι το DNN εκτελέστηκε με MAPE 12,3%, λίγο καλύτερα από το MLP που είχε 13,27%. Το RF εμφάνισε MAPE 15,39%. Το LSTM ήταν πολύ κοντά στον καλύτερο μοντέλο με MAPE 13,06% [41]. Ο Leonard Tshora και η ομάδα του εξέτασαν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης όπως το DNN, το RF, το SVR, και το CNN για την πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας για την επόμενη ημέρα στις χώρες DE, FR και BE. Τα αποτελέσματά τους υποδεικνύουν ότι για κάθε αγορά, τα καλύτερα μοντέλα διαφέρουν. Τα καλύτερα μοντέλα ήταν το DNN, το RF και το SVR, με MAE από 6,6 έως 9,35 ανάλογα με τη χώρα [42]. Τέλος όπως παρουσίασαν και ο Ali Najem Alkawaz και συνεργάτες του συγκρίνουν διάφορα μοντέλα για διάφορες αγορές ηλεκτρικής ενέργειας από προηγούμενες μελέτες και η συμπεράσμα ήταν ότι το σφάλμα ποικίλλει από αγορά σε αγορά [43].

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2**

### **ΑΓΟΡΕΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ**

Για την κατανόηση του σύγχρονου τοπίου στις ενεργειακές αγορές είναι πολύ σημαντικό κανείς να γνωρίζει το καθεστώς που έχει μια αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, ποιοι οι συμμετέχοντες και ποιος ο ρόλος τους καθώς και πως αυτές οι αγορές οργανώνονται.

Στο παρών κεφάλαιο θα γίνει μια εισαγωγή σε όλες αυτές τις έννοιες και λειτουργίες.

#### **2.1 Συμμετέχοντες στην αγορά**

Οι συμμετέχοντες είναι οι εξής:

- Διαχειριστής Συστήματος Μεταφοράς (TSO): διαχειρίζεται τα πάγια στοιχεία μεταφοράς και είναι υπεύθυνος για το ισοζύγιο ισχύος στο σύστημα μεταφοράς.
- Εταιρεία διανομής (Disco)/ Διαχειριστής Συστήματος Διανομής (DSO): διαχειρίζεται το δίκτυο διανομής και συχνά ενεργεί επιπλέον ως λιανοπωλητής.
- Εταιρεία παραγωγής (Genco, αναφέρεται επίσης ως ανεξάρτητος παραγωγός ηλεκτρικής ενέργειας - IPP): κατέχει περιουσιακά στοιχεία παραγωγής (από έναν μόνο παραγωγό έως ένα χαρτοφυλάκιο), των οποίων η παραγωγή προσφέρεται μέσω της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.
- Προμηθευτής : Ο προμηθευτής αγοράζει ηλεκτρική ενέργεια από τη χονδρική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, για να πωληθεί στη συνέχεια στους τελικούς καταναλωτές
- Καταναλωτές (μεγάλοι και μικροί): Εκείνοι που τελικά χρησιμοποιούν την ηλεκτρική ενέργεια για οποιονδήποτε σκοπό (από την παρακολούθηση τηλεόρασης έως τη θέρμανση έως τις διαδικασίες βιομηχανικής παραγωγής). Υπάρχει διαφορά μεταξύ μικρών και μεγάλων καταναλωτών, δεδομένου ότι στους τελευταίους μπορεί να επιτραπεί να συμμετέχουν άμεσα στη χονδρική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας
- Ρυθμιστής: είναι υπεύθυνος για τον σχεδιασμό της αγοράς και τους ειδικούς κανόνες της. Παρακολουθεί επίσης την αγορά προκειμένου να εντοπίσει ανάρμοστη συμπεριφορά στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας (συμπαιγνία, κατάχρηση ισχύος στην αγορά κ.λπ.)
- Ο Διαχειριστής Αγοράς: οργανώνει και λειτουργεί την αγορά. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει τον ορισμό των προϊόντων προσφοράς και των εντύπων προσφοράς, τη δημιουργία και συντήρηση του χώρου διαπραγμάτευσης, την καθημερινή αντιστοίχιση προσφορών προσφοράς και ζήτησης κ.λπ.

## 2.2 Δομές αγορών Ηλεκτρικής Ενέργειας

### 2.2.1 (Καθετοποιημένο) Μονοπώλιο

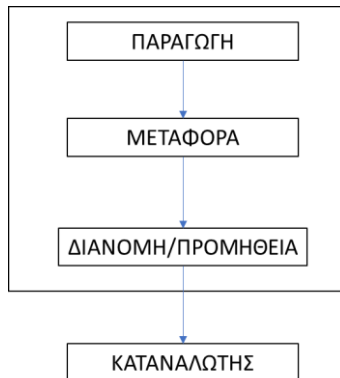
Το μοντέλο αυτό δείχνει την πιο κοινή δομή της βιομηχανίας ηλεκτρικής ενέργειας πριν από την απελευθέρωση.

Σύμφωνα με το κάθετα ολοκληρωμένο μοντέλο μονοπωλιακής χρησιμότητας, οι λειτουργίες και τα περιουσιακά στοιχεία της παραγωγής, της μεταφοράς, της διανομής, των λιανικών πωλήσεων και της λειτουργίας του συστήματος ανήκουν και λειτουργούν ως ολοκληρωμένο σύνολο, ανήκουν και εκτελούνται από μία μονοπωλιακή οντότητα ή από στενά ευθυγραμμισμένες μονοπωλιακές οντότητες. Η προμήθεια της ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να γίνεται από την ίδια επιχείρηση ή να εντοπίζονται και εναλλακτικοί τοπικούς μονοπωλιακούς προμηθευτές.

Τέτοιες μορφές επιχειρήσεων, είναι κρατικά μονοπώλια με κυρίαρχη θέση στην αγορά. Ως εκ τούτου, δεν υπάρχει ανταγωνισμός και οι πελάτες δεν έχουν άλλη επιλογή από το να αγοράζουν ηλεκτρική ενέργεια από τη δική τους τοπική επιχείρηση κοινής ωφέλειας. [1], [2]

Στο σχήμα:

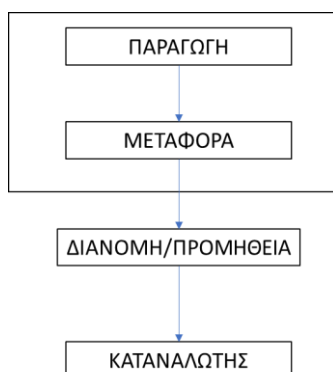
α) Παρουσιάζονται πλήρως καθετοποιημένες επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας που κατέχουν πλήρως τους τομείς της παραγωγής, της μεταφοράς και της διανομής ηλεκτρικής ενέργειας.



Σχήμα 2.1. Πλήρως Καθετοποιημένο Μονοπώλιο



β) Η παραγωγή και η μεταφορά διεκπεραιώνονται από μία επιχείρηση κοινής ωφέλειας, η οποία πουλάει την ενέργεια σε τοπικές μονοπωλιακές εταιρείες διανομής που θα μπορούσαν να είναι μία ή περισσότερες ξεχωριστές εταιρείες.



Σχήμα 2.2. Διαφοροποιημένα Μονοπώλια στην Παραγωγή/Μεταφορά και Διανομή/Προμήθεια

### 2.2.2 Σύστημα μοναδικού αγοραστή (Purchasing Agent)

Στο σύστημα του μοναδικού αγοραστή, συναντάται μια πιο απελευθερωμένη αγορά, στην οποία υφίσταται ανταγωνισμός στον τομέα της παραγωγής. Στην πιο συνηθισμένη μορφή της, υφίσταται ακόμη η ιδέα του κρατικού μονοπωλίου, το οποίο ελέγχει την μεταφορά και διανομή-προμήθεια της ηλεκτρικής ενέργειας.

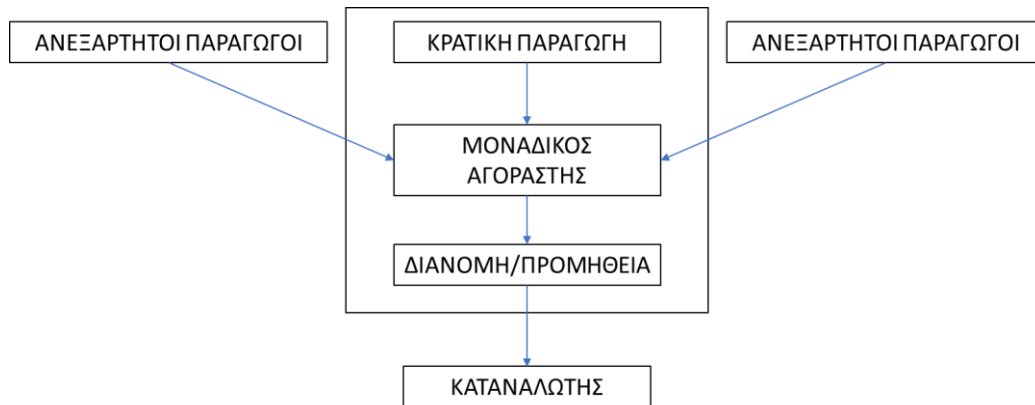
Το μοντέλο του μοναδικού αγοραστή αποτελεί το πρώτο βήμα προς την εισαγωγή του ανταγωνισμού στη βιομηχανία παροχής ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό το μοντέλο εμφανίστηκε για πρώτη φορά στις αναπτυσσόμενες χώρες τη δεκαετία του 1990. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, οι κυβερνήσεις σε αρκετές χώρες εξουσιοδότησαν ιδιώτες επενδυτές να κατασκευάσουν σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής και να είναι οι ανεξάρτητοι παραγωγοί ηλεκτρικής ενέργειας (IPPs). Σκοπός ήταν οι επιχειρήσεις αυτές να παράγουν αρκετή ηλεκτρική ενέργεια και την οποία θα πωλούν στην εθνική εταιρεία ηλεκτρικής ενέργειας, ώστε να μην υπάρχει έλλειψη ηλεκτρικής ενέργειας. Το μοντέλο αυτό επιτρέπει στον μοναδικό αγοραστή, να επιλέξει έναν αριθμό διαφορετικών παραγωγών για να ενθαρρύνει τον ανταγωνισμό στην παραγωγή.

Ορισμένες κυβερνήσεις προχώρησαν περισσότερο και χώρισαν την εθνική υπηρεσία κοινής ωφέλειας σε εταιρείες παραγωγής, μεταφοράς και διανομής, σκοπεύοντας τελικά να παραδώσουν τις εγκαταστάσεις παραγωγής και διανομής στον ιδιωτικό τομέα. Η πιο απελευθερωμένη μορφή του παρουσιάζει απουσία του εθνικού παραγωγού και απελευθέρωση στον τομέα της προμήθειας.

Έχουμε έναν μεγάλο εθνικό παραγωγό, τον εθνικό διαχειριστή του συστήματος μεταφοράς που διαδραματίζει και τον ρόλο του μοναδικού αγοραστή και του κρατικού προμηθευτή-εταιρεία διανομής. Ο ανταγωνισμός από μέρους της παραγωγής προκύπτει στο ότι ο μοναδικός αγοραστής αγοράζει ενέργεια και από διαφορετικούς ιδιώτες παραγωγούς.

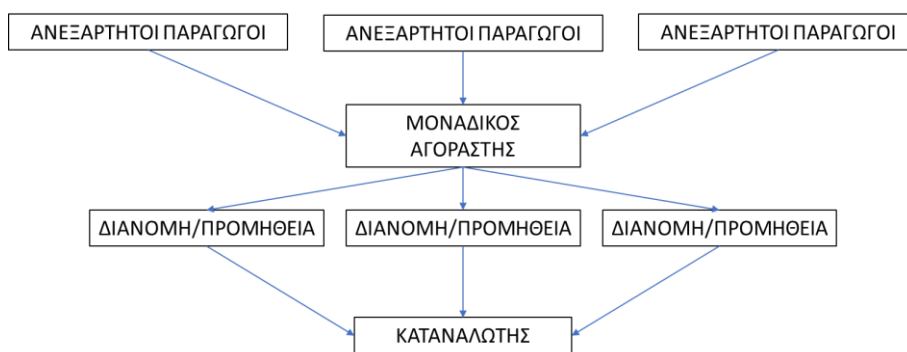
Στο σχήμα:

α) παρουσιάζεται η ολοκληρωμένη έκδοση του μοναδικού αγοραστή, ο ανταγωνισμός της οποίας εκδηλώνεται μόνο στον τομέα της παραγωγής.



Σχήμα 2.3. Μοντέλο Μοναδικού Αγοραστή

β) αντιπροσωπεύει την αναλυτική έκδοση και δείχνει την περαιτέρω εξέλιξη του μοντέλου, όπου η επιχείρηση κοινής ωφέλειας δεν κατέχει πλέον δυναμικότητα παραγωγής ενώ οι δραστηριότητες διανομής και λιανικής αναλύονται επίσης καθώς οι εταιρείες διανομής αγοράζουν την ενέργεια που καταναλώνουν οι καταναλωτές που εξυπηρετούν από τη χονδρική αγορά. Οι τιμές πρέπει να ρυθμίζονται επειδή έχει μονοπωλιακή ισχύ η εταιρεία διανομή. [1], [2]



Σχήμα 2.4. Εξελιγμένο Μοντέλο Μοναδικού Αγοραστή

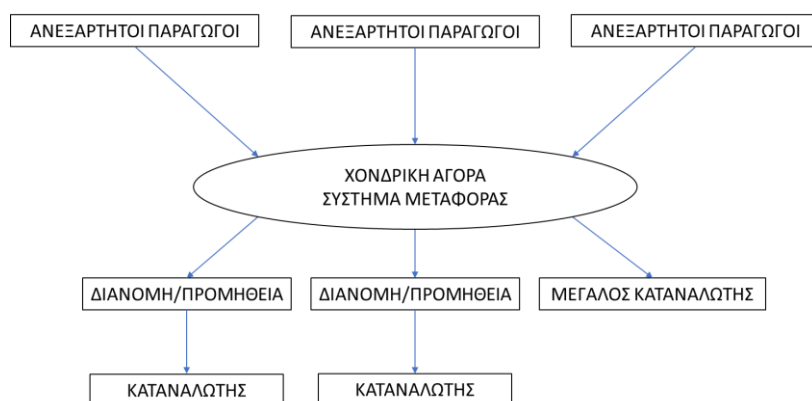
### 2.2.3 Ανταγωνιστική Χονδρική αγορά (wholesale market)

Σκοπός της απελευθέρωσης της χονδρικής αγοράς, είναι να υπάρξει ανταγωνισμός και στην παραγωγή και στην προμήθεια. Σε αυτό το μοντέλο, κανένας κεντρικός οργανισμός δεν είναι υπεύθυνος για την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας και το δίκτυο μεταφοράς είναι ανοιχτό σε όλα τα μέρη. Οι παραγωγοί πωλούν είτε διμερώς, είτε σε κοινοπραξίες ισχύος, είτε σε χρηματιστήρια την διαθέσιμη ενέργεια τους και οι διανομείς-προμηθευτές αγοράζουν την απαιτούμενη ενεργείας για τους καταναλωτές που εκπροσωπούν. Υπάρχει διαφάνεια και έλεγχος με τις ρυθμιστικές αρχές να εποπτεύουν την αγορά.

Ο διαχειριστής της αγοράς και ο διαχειριστής του συστήματος μεταφοράς, εισπράττει πληρωμές από τους παραγωγούς και τις εταιρείες διανομής για τη χρήση των εγκαταστάσεων και των υπηρεσιών μεταφοράς τους. Οι συναλλαγές αυτές πραγματοποιούνται σε μια χονδρική αγορά μέσω δύο τύπων συναλλαγών, είτε από κοινού διαπραγμάτευση είτε από διμερή σύμβαση.

Στο σχήμα απεικονίζεται το μοντέλο του χονδρικού ανταγωνισμού. Οι εταιρείες διανομής σε αυτή τη φάση έχουν τον διπλό ρόλο της λειτουργίας του δικτύου διανομής και της πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας. Ο τελευταίος ρόλος απαιτεί από τις εταιρείες διανομής να κάνουν αγορές και να λαμβάνουν τις καλύτερες προσφορές από τις γεννήτριες. Αυτό ώθησε στην ανάπτυξη των χρηματιστηρίων ενέργειας, γεγονός που μπορεί να διευκολύνει τον περαιτέρω ανταγωνισμό.

Εάν είναι απαραίτητο, οι εταιρείες διανομής μπορούν επίσης να συμφωνήσουν σε μακροπρόθεσμες συμβάσεις, οι οποίες μπορούν να σταθεροποιήσουν την τιμή των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας. Ο ανταγωνισμός χονδρικής μπορεί να απελευθερώσει περαιτέρω την αγορά και να μειώσει τις τιμές χονδρικής πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας. [1], [2]



Σχήμα 2.5. Μοντέλο Απελευθερωμένης Χονδρικής Αγοράς

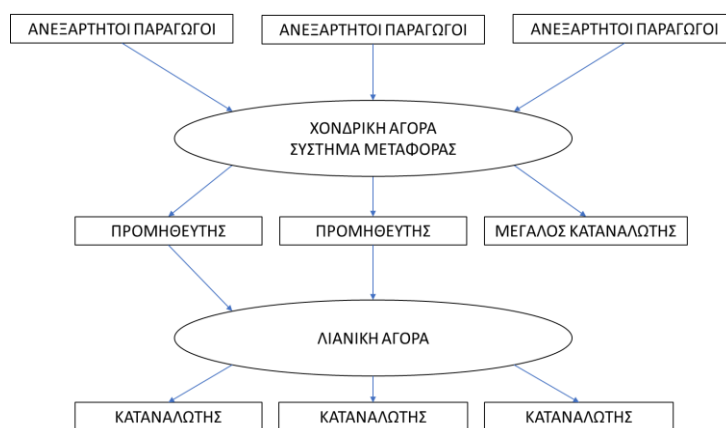
## 2.2.4 Ανταγωνιστική Λιανική αγορά (retail market)

Στο μοντέλο αυτό, οι δραστηριότητες στις εταιρείες διανομής διαχωρίζονται από τις λιανικές δραστηριότητες, διότι δεν έχουν πλέον τοπικό μονοπώλιο για την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας στην περιοχή που καλύπτεται από το δίκτυό τους. Επομένως, οι μόνες εναπομένουσες μονοπωλιακές λειτουργίες είναι η παροχή και η εκμετάλλευση του δικτύου μεταφοράς.

Από οικονομική άποψη, το μοντέλο αυτό είναι το πιο ικανοποιητικό, διότι οι τιμές της ενέργειας καθορίζονται μόνο μέσω των αλληλεπιδράσεων της αγοράς. Ωστόσο, απαιτεί σημαντικές ποσότητες μέτρησης, επικοινωνίας και επεξεργασίας δεδομένων. Το κόστος του δικτύου μεταφοράς και διανομής εξακολουθεί να χρεώνεται σε όλους τους χρήστες του, καθώς γίνεται σε ρυθμιζόμενη βάση, επειδή αυτά τα δίκτυα παραμένουν μονοπώλια.

Στην πιο απελευθερωμένη μορφή μιας αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, οι καταναλωτές αποκτούν μεγαλύτερη ευελιξία αφού μπορούν επιλέξουν όποιον προμηθευτή επιθυμούν.

Στο σχήμα περιγράφεται η τελική μορφή ανταγωνιστικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, στο πλαίσιο της οποίας όλοι οι καταναλωτές μπορούν να επιλέξουν τον προμηθευτή τους. Λόγω του κόστους συναλλαγής, μόνο οι μεγαλύτεροι καταναλωτές επιλέγουν να αγοράζουν ενέργεια απευθείας στη χονδρική αγορά. Οι μικρομεσαίοι καταναλωτές το αγοράζουν από λιανοπωλητές, οι οποίοι με τη σειρά τους το αγοράζουν στη χονδρική αγορά. [1], [2]



Σχήμα 2.6. Μοντέλο Πλήρους Απελευθερωμένης Αγοράς και στη Λιανική

## 2.3 Βασικά Μοντέλα Οργάνωσης Αγοράς

Οι βασικές μορφές οργάνωσης των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας είναι:

- a) Κοινοπραξία ισχύος (Power Pool)
- b) Χρηματιστήρια Ενέργειας (Energy Exchanges)

Οι οργανωμένες αγορές και ιδίως τα χρηματιστήρια ενέργειας, προσφέρουν διαφάνεια και μειώνουν τους κινδύνους αθέτησης. Επίσης οι οργανωμένες αγορές είναι πιο ρευστές εφόσον όπως είναι φυσικό αυξάνεται ο αριθμός των εμπλεκομένων.

Ωστόσο, πέραν των αγορών για τις συναλλαγές ενέργειας υπάρχουν και οι διμερείς συμβάσεις (bilateral trading ή OTC), οι οποίες μπορούν να ενσωματωθούν στη λειτουργία των χρηματιστηριακών αγορών. Οι διμερείς συμβάσεις προσφέρουν ευελιξία καθώς τα συμβόλαια μπορεί να είναι εναρμονισμένα με τις ανάγκες των συναλλασσόμενων. [3], [4], [5]

### 2.3.1 Κοινοπραξία ισχύος

Η συγκεκριμένη μορφή οργάνωσης αγοράς, αποτελείται από κεντρικά οργανωμένη αγορά (central planning). Ανάλογα με το ρυθμιστικό πλαίσιο που επικρατεί, συναντώνται και διάφορες αγορές μέσα σε αυτό το μοντέλο. Οι εταιρείες παραγωγής προσφέρουν ζεύγη τιμής-ποσότητας για την παροχή ηλεκτρικής ενέργεια. Οι προσφερόμενες τιμές μπορούν να βασίζονται σε προκαθορισμένο μεταβλητό κόστος (οι εν λόγω κοινοπραξίες αναφέρονται ως κοινοπραξίες βάσει κόστους) ή οι παραγωγοί μπορούν να είναι ελεύθεροι να προσφέρουν οποιαδήποτε τιμή επιθυμούν μεταξύ ορισμένων γενικών ελάχιστων και μέγιστων τιμών (οι εν λόγω κοινοπραξίες αναφέρονται ως κοινοπραξίες βάσει τιμών). Από την πλευρά της ζήτησης, ο διαχειριστής αγοράς μπορεί να προβλέψει τις μονάδες παραγωγής ζήτησης και κατανομής σε σχέση με αυτό. Αυτό ονομάζεται μονόπλευρη κοινοπραξία. Σε πιο εξελιγμένες κοινοπραξίες (αμφίπλευρες κοινοπραξίες), ο διαχειριστής αγοράς μπορεί να πραγματοποιεί αποστολές βάσει καμπύλης ζήτησης που δημιουργείται από προσφορές τιμών-ποσοτήτων που υποβάλλουν οι αγοραστές στην αγορά.

Επίσης, ανάλογα με το ρυθμιστικό πλαίσιο η κοινοπραξία ισχύος μπορεί να είναι υποχρεωτική (mandatory), οπότε και να είναι η μοναδική οδός για την πώληση της παραγόμενης ενέργειας από τους παραγωγούς και αντίστοιχα αγοράς από τους προμηθευτές. Η υποχρεωτικότητα εκφράζεται από το γεγονός ότι απαγορεύονται οι διμερείς συναλλαγές φυσικής παράδοσης. Τέτοια μοντέλα αγοράς εφαρμόζονται σε χώρες με μικρό βαθμό απελευθέρωσης αγοράς. [3], [4], [5]

### 2.3.2 Χρηματιστήριο Ενέργειας

Τα χρηματιστήρια ενέργειας είναι ένας «τόπος αγοράς» όπου η ηλεκτρική ενέργεια διαπραγματεύεται ως ένα ενιαίο ομοιογενές προϊόν. Σε αυτόν τον «τόπο» συναντώνται αγοραστές και πωλητές και μέσα από θεσμοθετημένες και διαφανείς διαδικασίες, η προσφορά και η ζήτηση καθορίζει την τιμή. [3], [4], [5]

Τα πλεονεκτήματα σε σχέση με ένα μοντέλο κεντρικού ελέγχου είναι τα εξής:

1. Πληροφορία: Οι παραγωγοί απαιτούν μόνο την πρόσβαση στην αγοραία τιμή και τις ιδιωτικές τους τεχνικές και οικονομικές λεπτομέρειες για να ρυθμίσουν τη λειτουργία των γεννητριών στο βέλτιστο επίπεδο. Αντίστοιχα, οι καταναλωτές χρειάζονται πρόσβαση μόνο στην τιμή της αγοράς και την προσωπική τους αξιολόγηση για το κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας, ώστε να αποφασίσουν πόση ενέργεια θα καταναλώσουν και πότε θα την καταναλώσουν.
2. Υπολογισμός: Είναι τεχνικά απαιτητικό να λύσουμε το πρόβλημα της κατανομής πόρων κεντρικά, εντός χρονικών πλαισίων που είναι αποδεκτά για την λειτουργία του συστήματος (π.χ. λίγα λεπτά). Μια αγορά αντιμετωπίζει αυτό το πρόβλημα με αποκεντρωμένο τρόπο. Οι τιμές της αγοράς, λειτουργούν ως σήματα για τους συμμετέχοντες, οι οποίοι προσπαθούν να βελτιστοποιήσουν ο καθένας τη θέση τους και έτσι οδηγούμαστε στην συνολική βελτιστοποίηση.
3. Μακροπρόθεσμα σήματα: Μια αγορά προάγει καινοτομίες που παρέχουν ανταγωνιστικό πλεονέκτημα στους παραγωγούς. Με τη μείωση των δαπανών τους, οι παραγωγοί μπορούν να αυξήσουν τα κέρδη τους και να επωφεληθούν από την αξία που δημιουργούν. Τα κίνητρα στον βραχυπρόθεσμο χρόνο για την βέλτιστη λειτουργία του υφιστάμενου εξοπλισμού συνδυάζονται με μακροπρόθεσμα κίνητρα για την βέλτιστη διεύρυνση του συστήματος.

Τα χρηματιστήρια μπορούν να λειτουργούν και ως **χρηματιστήρια άμεσης παράδοσης «spot»** και ως **χρηματιστήρια παραγώγων «derivatives»** ή και **προθεσμιακά**.

## 2.4 Διάφοροι τύποι αγορών

Στις σύγχρονες αγορές ενέργειας συναντώνται διάφοροι τύποι αγορών. Ο καθένας από αυτούς εξυπηρετεί διαφορετικές δραστηριότητες από μακροπρόθεσμο σχεδιασμό και διαχείριση ρίσκου μέχρι και ισορρόπηση του συστήματος όταν φτάνει ο πραγματικός χρόνος.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι διάφοροι τύποι που επικρατούν στα σημερινά συστήματα.

### 2.4.1 Αγορά Χωρητικότητας (Capacity Market)

Η αγορά χωρητικότητας δημιουργήθηκε για την απαραίτητη οικονομική στήριξη των μονάδων του συστήματος (κατά βάση συμβατικών), επειδή η συμμετοχή στην χονδρική αγορά μπορεί να μην επαρκεί για να καλύψει τις επενδύσεις σε νέες μονάδες,

Έτσι διασφαλίζεται η επάρκεια ισχύος (resource adequacy), δηλαδή η ύπαρξη επαρκούς δυναμικότητας γεννητριών στο σύστημα ώστε να μπορούν να καλυφθούν οι μακροπρόθεσμες ανάγκες του συστήματος.

Οι πληρωμές δυναμικότητας έχουν σχεδιαστεί για να κάνουν δύο πράγματα: να διατηρούν την υφιστάμενη ευελιξία και/ή να παρέχουν κίνητρα για πρόσθετη ευελιξία. Οι παραγωγοί έχουν μια επιπλέον ροή εσόδων, αφού ουσιαστικά πληρώνονται για κάθε MW «αξιόπιστης» χωρητικότητας που παρέχουν στο σύστημα. [5]

### 2.4.2 Χρηματοπιστωτική Αγορά (Προθεσμιακή Αγορά)

Η προθεσμιακή αγορά αποτελεί ένα χρήσιμο εργαλείο για τους συμμετέχοντες, προκειμένου να μετριάσουν την έκθεσή τους στη μεταβλητότητα των τιμών στις αγορές που υπάρχει υποχρέωση φυσικής παράδοσης και συμβάλει σε μακροπρόθεσμες στρατηγικές, όπως ο σχεδιασμός συστημάτων για παραγωγή, μεταφορά, διανομή και επενδύσεις απόκρισης ζήτησης, υποδεικνύοντας μακροπρόθεσμες μελλοντικές προσδοκίες για ωριαίες τιμές αγοράς.

Η συμμετοχή στην αγορά αυτή δεν περιορίζεται στις επιχειρήσεις που παράγουν ή καταναλώνουν το εμπόρευμα. Τα μέρη που δεν μπορούν να παραλάβουν φυσικά το εμπόρευμα μπορεί επίσης να επιθυμούν να συμμετάσχουν σε μια τέτοια αγορά, οπότε αναφερόμαστε σε συμβόλαια με χρηματικό διακανονισμό. [5], [6]

Τα προϊόντα που συναλλάσσονται στην προθεσμιακή αγορά είναι τα εξής:

## 1. Futures και Forwards

Τα προθεσμιακά συμβόλαια (Forwards) και τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης (Futures) είναι χρηματοοικονομικά προϊόντα, τα οποία διακανονίζονται έναντι των τιμών άμεσης παράδοσης των μελλοντικών περιόδων παράδοσης. Ενώ τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης (Futures) είναι τυποποιημένα συμβόλαια σε χρηματιστήρια ενέργειας, τα προθεσμιακά συμβόλαια (Forward) διαπραγματεύονται διμερώς (OTC) και δεν είναι τυποποιημένα.

Η δημιουργία μιας τέτοιας αγοράς παρέχει σε όλα τα μέρη πρόσβαση σε μεγάλο αριθμό πιθανών εμπορικών εταιρών και τα βοηθά να καθορίσουν κατά πόσον η τιμή που τους προσφέρεται είναι εύλογη. Σε ορισμένες περιπτώσεις, δύο μέρη μπορεί να θέλουν να διαπραγματευτούν όλες τις λεπτομέρειες ενός προθεσμιακού συμβολαίου. Η προσέγγιση αυτή δικαιολογείται εάν η σύμβαση έχει σχεδιαστεί για να καλύπτει την παράδοση μεγάλης ποσότητας εμπορεύματος για μεγάλο χρονικό διάστημα ή εάν πρέπει να συζητηθούν ειδικοί όροι. Δεδομένου ότι τέτοιες διαπραγματεύσεις είναι δαπανηρές, πολλά προθεσμιακά συμβόλαια χρησιμοποιούν τυποποιημένους όρους και προϋποθέσεις. Αυτή η τυποποίηση καθιστά δυνατή τη μεταπώληση προθεσμιακών συμβολαίων. [5]

Τα παράγωγα χρηματοπιστωτικά μέσα μπορεί να είναι επίσης συμβόλαια με δικαίωμα προαίρεσης «options».

## 2. Options

Τα συμβόλαια μελλοντικής εκπλήρωσης και τα προθεσμιακά συμβόλαια είναι σταθερά συμβόλαια υπό την έννοια ότι η παράδοση είναι άνευ όρων. Κάθε πωλητής που δεν είναι σε θέση να παραδώσει τη συμφωνηθείσα ποσότητα πρέπει να αγοράσει το ποσό που λείπει στην αγορά άμεσης παράδοσης. Ομοίως, κάθε αγοραστής που δεν μπορεί να παραλάβει πλήρως πρέπει να πουλήσει το πλεόνασμα στην αγορά spot. Με άλλα λόγια, οι ανισορροπίες ρευστοποιούνται στην τιμή spot κατά την ημερομηνία παράδοσης. Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι συμμετέχοντες μπορεί να προτιμούν συμβάσεις με παράδοση υπό όρους, δηλαδή συμβάσεις που ασκούνται μόνο εάν ο κάτοχος της σύμβασης αποφασίσει ότι είναι προς το συμφέρον του να το πράξει. Τέτοιες συμβάσεις ονομάζονται επιλογές και έρχονται σε δύο ποικιλίες: κλήσεις και θέσεις.

Ένα δικαίωμα αγοράς δίνει στον κάτοχό του το δικαίωμα να αγοράσει ένα δεδομένο ποσό ενός εμπορεύματος σε μια τιμή που ονομάζεται τιμή άσκησης. Ένα δικαίωμα πώλησης δίνει στον κάτοχό του το δικαίωμα να πουλήσει ένα δεδομένο ποσό ενός εμπορεύματος στην τιμή άσκησης. Το αν ο κάτοχος δικαιώματος προαίρεσης αποφασίσει να ασκήσει τα δικαιώματά του βάσει της σύμβασης εξαρτάται από την τιμή spot του εμπορεύματος. Ένα ευρωπαϊκό δικαίωμα προαίρεσης μπορεί να ασκηθεί μόνο κατά την ημερομηνία λήξης του, ενώ ένα αμερικανικό δικαίωμα μπορεί να ασκηθεί ανά πάσα στιγμή πριν από την ημερομηνία λήξης. Όταν συμφωνείται σύμβαση δικαιωμάτων προαίρεσης, ο πωλητής του δικαιώματος προαίρεσης λαμβάνει μη επιστρεψίμη προμήθεια δικαιώματος προαίρεσης από τον κάτοχο του δικαιώματος προαίρεσης.[5]



### 2.4.3 Αγορά άμεσης παράδοσης

Οι τιμές spot χρησιμοποιούνται συνήθως για συναλλαγές που πραγματοποιούνται την ημέρα της παράδοσης ή εντός σύντομου χρονικού πλαισίου. Η χρέωση των πελατών με τιμή spot, δηλαδή με δυναμικά μεταβαλλόμενη αξία που αντανακλά τη συνεχή εξέλιξή της στο χρόνο, βελτιώνει το καταναλωτικό τους προφίλ και ταυτόχρονα βελτιώνει τη χρήση του συστήματος παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (ή τη συμπεριφορά άλλων πελατών του συστήματος).

Η άμεση τιμολόγηση είναι η ιδανική άμεση εκτίμηση της τιμής πώλησης της βασικής μονάδας ενέργειας (kWh) στον τελικό καταναλωτή. Η εκτίμηση της άμεσης τιμής απόδοσης, όπως θα παρουσιαστεί παρακάτω, είναι μια εξαιρετικά δύσκολη διαδικασία, διότι είναι μια συνεχής διαδικασία στο χρόνο, η οποία επηρεάζεται από σημαντικό αριθμό παραγόντων (προσφορά, ζήτηση, κατάσταση δικτύου, συντήρηση κ.λπ.). Φυσικά, μία από τις αρχές των οικονομιών της ελεύθερης αγοράς είναι ότι οι τιμές βασίζονται σε σήματα που παράγονται από την ίδια την αγορά. Αυτό βασίζεται στη ζήτηση και την προσφορά (αυτό προφανώς κάνει τις τιμές των προϊόντων να κυμαίνονται με την πάροδο του χρόνου).

Σε μια αγορά spot, ο πωλητής παραδίδει τα αγαθά αμέσως και ο αγοραστής πληρώνει για αυτά «επί τόπου». Δεν υπάρχουν όροι για την παράδοση. Αυτό σημαίνει ότι κανένα μέρος δεν μπορεί να αποχωρήσει από τη συμφωνία.

Μια αγορά spot έχει λοιπόν το πλεονέκτημα της αμεσότητας. Ως παραγωγός, μπορώ να πουλήσω ακριβώς το ποσό που έχω διαθέσιμο. Ως καταναλωτής, μπορώ να αγοράσω ακριβώς το ποσό που χρειάζομαι. Δυστυχώς, οι τιμές σε μια αγορά spot τείνουν να αλλάζουν γρήγορα. Μια ξαφνική αύξηση της ζήτησης (ή μια πτώση της παραγωγής) στέλνει την τιμή στα ύψη, επειδή το απόθεμα αγαθών που είναι διαθέσιμα για άμεση παράδοση μπορεί να είναι περιορισμένο. Ομοίως, ένα πλεόνασμα στην παραγωγή ή μια βουτιά στη ζήτηση συμπιέζει την τιμή.

Οι μεγάλες και απρόβλεπτες διακυμάνσεις στην τιμή ενός εμπορεύματος κάνουν τη ζωή πιο δύσκολη τόσο για τους προμηθευτές όσο και για τους καταναλωτές αυτού του εμπορεύματος. Και οι δύο διευθύνουν επιχειρήσεις και, ως εκ τούτου, αντιμετωπίζουν διάφορους κινδύνους. Ως εκ τούτου, οι περισσότερες επιχειρήσεις θα προσπαθήσουν να μειώσουν την έκθεσή τους σε κινδύνους τιμών.[2], [5]

#### 2.4.4 Αγορές εξισορρόπησης

Μια αγορά είναι ένα περιβάλλον που έχει σχεδιαστεί για να βοηθήσει τους αγοραστές και τους πωλητές να αλληλοεπιδρούν και να συμφωνούν στις συναλλαγές. Αυτές οι αλληλεπιδράσεις οδηγούν σταδιακά σε μια ισορροπία στην οποία η τιμή καθαρίζει την αγορά, δηλαδή η προσφορά είναι ίση με τη ζήτηση. Εάν η ηλεκτρική ενέργεια πρόκειται να αποτελέσει αντικείμενο εμπορίας σύμφωνα με αυτό το ιδανικό της ελεύθερης αγοράς, η ισορροπία μεταξύ της παραγωγής και της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει να καθοριστεί μέσω της άμεσης αλληλεπίδρασης αγοραστών και πωλητών. Σε αυτή την ιδανική αγορά, μεγάλοι καταναλωτές και λιανοπωλητές αγοράζουν ηλεκτρική ενέργεια από εταιρείες παραγωγής. Όπως όλοι οι ορθολογικοί καταναλωτές, πρέπει να υπολογίσουν πόσο να αγοράσουν. Για το σκοπό αυτό, προβλέπουν την κατανάλωσή τους ή την κατανάλωση των δικών τους πελατών για κάθε περίοδο της αγοράς (ώρα, μισή ώρα ή τέταρτο της ώρας) πριν από τη σύναψη συμβάσεων. Από την πλευρά τους, οι γεννήτριες προγραμματίζουν την παραγωγή των μονάδων τους ώστε να παραδίδουν στον συμφωνημένο χρόνο την ενέργεια που έχουν πουλήσει. Κάθε γεννήτρια προσπαθεί σαφώς να ελαχιστοποιήσει το κόστος παραγωγής αυτής της ενέργειας.

Στην πράξη, ωστόσο, τα πράγματα δεν είναι τόσο απλά. Κανένα μέρος δεν μπορεί να ανταποκριθεί αξιόπιστα στις συμβατικές του υποχρεώσεις με απόλυτη ακρίβεια. Πρώτον, η πραγματική ζήτηση μιας ομάδας καταναλωτών δεν είναι ποτέ ακριβώς ίση με την προβλεπόμενη ζήτηση. Δεύτερον, τα απρόβλεπτα προβλήματα συχνά εμποδίζουν τις μονάδες παραγωγής να παρέχουν τη συμβατική ποσότητα ενέργειας.

Αυτά τα σφάλματα και τα απρόβλεπτα γεγονότα δημιουργούν κενά μεταξύ φορτίου και παραγωγής που πρέπει να γεφυρωθούν γρήγορα και με ακρίβεια για να διατηρηθεί η ακεραιότητα του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Εάν αυτές οι διαφορές μεταξύ παραγωγής και φορτίου αντιμετωπίζονταν ως ανισορροπίες μεταξύ προσφοράς και ζήτησης και διορθώνονταν με τη χρήση ενός μηχανισμού ανοικτής αγοράς, οι παραγωγοί και οι καταναλωτές θα έπρεπε να ενημερώνονται για την κατάσταση της αγοράς (προσφορά, ζήτηση, τιμές) ανά δευτερόλεπτο. Ένας αρκετά μεγάλος αριθμός από αυτούς θα πρέπει να είναι πρόθυμος να συναλλάσσεται σε αυτό το χρονοδιάγραμμα. Θα πρέπει επίσης να είναι σε θέση να προσαρμόζουν την παραγωγή ή την κατανάλωσή τους ανά πάσα στιγμή και σε σύντομο χρονικό διάστημα για να απορροφούν κάθε αξιόπιστη ανισορροπία. Στο σημερινό επίπεδο της τεχνολογίας, είναι δύσκολο να συλλάβουμε ένα σύστημα ικανό να μεταδίδει τις τεράστιες ποσότητες δεδομένων που απαιτούνται και να καταγράφει τις χιλιάδες συναλλαγές που εμπλέκονται. Ως εκ τούτου, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι, ενώ ένα μεγάλο ποσοστό της ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να αποτελέσει αντικείμενο διαπραγμάτευσης μέσω μιας μη διαχειριζόμενης ανοικτής αγοράς, μια τέτοια αγορά δεν είναι σε θέση να διατηρήσει την αξιοπιστία του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Μια διαχειριζόμενη αγορά άμεσης παράδοσης που παρέχει έναν μηχανισμό εξισορρόπησης φορτίου και παραγωγής πρέπει, συνεπώς, να αντικαταστήσει την ανοικτή αγορά ενέργειας καθώς πλησιάζει ο χρόνος παράδοσης. Η λειτουργία της είναι να ταιριάζει το υπολειπόμενο φορτίο και την παραγωγή προσαρμόζοντας την

παραγωγή ευέλικτων γεννητριών και περιορίζοντας τη ζήτηση (demand response) των πρόθυμων καταναλωτών. Θα πρέπει επίσης να είναι σε θέση να ανταποκρίνεται σε μείζονες διαταραχές που προκαλούνται από την αιφνίδια και απρόβλεπτη αποσύνδεση μεγάλων μονάδων ηλεκτροπαραγωγής λόγω αναπόφευκτων τεχνικών προβλημάτων.

Αν και η ανάγκη διαχείρισης της αγοράς άμεσης παράδοσης απορρέει από τεχνικούς λόγους, αυτή η αγορά άμεσης παράδοσης πρέπει να λειτουργεί με οικονομικά αποδοτικό τρόπο. Η έλλειψη ισορροπίας μπορεί να είναι αναπόφευκτη για τους παραγωγούς και τους καταναλωτές, αλλά δεν θα πρέπει να είναι δωρεάν. Για να ενθαρρυνθεί η αποτελεσματική συμπεριφορά, οι παραγωγοί και οι καταναλωτές πρέπει να πληρώσουν το πραγματικό κόστος της ηλεκτρικής ενέργειας που αγοράζεται ή πωλείται στην αγορά άμεσης παράδοσης για να αποκαταστήσουν την ισορροπία μεταξύ φορτίου και παραγωγής.

Ο διαχειριστής του συστήματος έχει την ευθύνη να διατηρήσει το σύστημα σε ισορροπία χρησιμοποιώντας αυτό που θα μπορούσε κανείς να ονομάσει "διαχειριζόμενη αγορά spot".

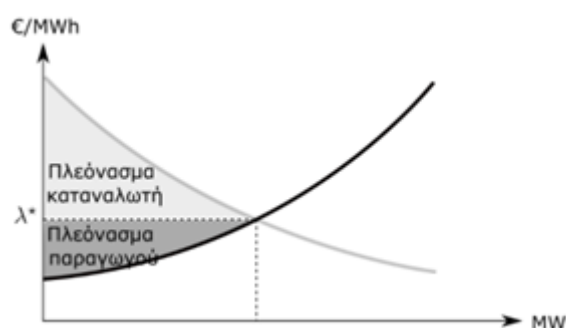
Δεδομένων των οικονομικών μειονεκτημάτων και των πρακτικών δυσκολιών που συνεπάγεται ο εξαναγκασμός των συμμετεχόντων να παρέχουν βοηθητικές υπηρεσίες, θεωρείται συνήθως επιθυμητή η δημιουργία ενός μηχανισμού αγοράς για την προμήθεια τουλάχιστον ορισμένων βοηθητικών υπηρεσιών.

Η προτιμώμενη μορφή αυτού του μηχανισμού εξαρτάται από τη φύση της υπηρεσίας. Οι μακροπρόθεσμες συμβάσεις είναι προτιμότερες για υπηρεσίες στις οποίες το απαιτούμενο ποσό δεν μεταβάλλεται ή μεταβάλλεται ελάχιστα με την πάροδο του χρόνου, καθώς και για υπηρεσίες στις οποίες η διαθεσιμότητα καθορίζεται κυρίως από τα χαρακτηριστικά του εξοπλισμού. Από την άλλη, απαιτείται μια αγορά άμεσης παράδοσης για υπηρεσίες στις οποίες οι ανάγκες ποικίλλουν σημαντικά κατά τη διάρκεια της ημέρας και οι προσφορές αλλάζουν λόγω αλληλεπιδράσεων με την αγορά ενέργειας. Για παράδειγμα, τουλάχιστον ένα μέρος των αναγκαίων υπηρεσιών αποθεματικού συχνά παρέχεται μέσω ενός βραχυπρόθεσμου μηχανισμού της αγοράς. Ωστόσο, ο διαχειριστής συστήματος συχνά επιδιώκει να μειώσει τον κίνδυνο να μην διαθέτει επαρκή εφεδρική δυναμικότητα ή να πρέπει να πληρώσει υπερβολικά μεγάλο ποσό για την ικανότητα αυτή, συνάπτοντας ορισμένες μακροπρόθεσμες συμβάσεις για την παροχή εφεδρείας. [5], [7]

## 2.5 Οριακή τιμολόγηση

Η τιμολόγηση στον τομέα της ενέργειας αποτελεί ένα σημαντικό μέσο της συνολικής ενεργειακής πολιτικής της κάθε χώρας και χρησιμοποιείται για να ικανοποιήσει διαφορετικούς στόχους πολλοί από τα οποίους έχουν αντιφατικό χαρακτήρα. Σκοπός μιας αποτελεσματικής αγοράς είναι η μεγιστοποίηση του συνολικού πλεονάσματος (social welfare), το οποίο είναι το άθροισμα του πλεονάσματος των παραγωγών και του πλεονάσματος των καταναλωτών. Για να επιτευχθεί το μέγιστο κοινωνικό πλεόνασμα, συνεπάγεται ότι θα ελαχιστοποιηθεί το κόστος του προϊόντος που παράγεται και θα μεγιστοποιηθεί η αποτίμηση του προϊόντος που καταναλώνεται.

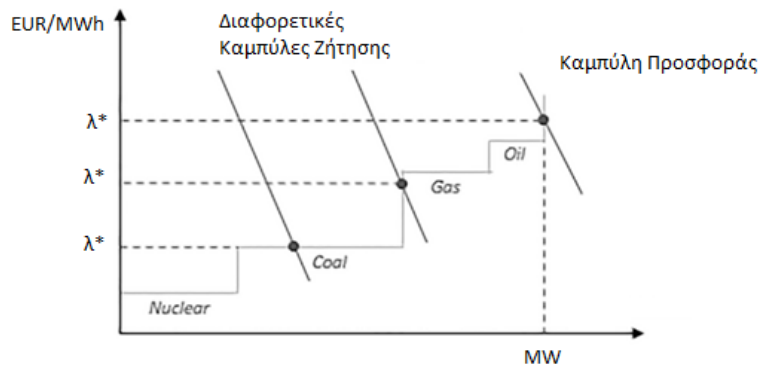
Το σημείο ( $\lambda^*$ ) στο οποίο επιτυγχάνεται το ζητούμενο είναι το σημείο τομής των καμπυλών προσφοράς και ζήτησης και ονομάζεται τιμή ισορροπίας ή οριακή τιμή.



Σχήμα 2.7. Οριακή Τιμολόγηση-Τιμή Ισορροπίας

Η οριακή τιμή, είναι η τιμή στην οποία αγοράζεται ή πωλείται σε μια αγορά η τελευταία μονάδα ενός εμπορεύματος που αποτελεί αντικείμενο διαπραγμάτευσης, όπως η ηλεκτρική ενέργεια.

Στο πλαίσιο των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας (ανελαστική ζήτηση), η οριακή τιμή καθορίζεται συνήθως μέσω της διαδικασίας κατανομής προσφορών (merit order curve). Αυτή η διαδικασία κατατάσσει τις πηγές παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας με βάση το οριακό κόστος παραγωγής τους. Οι γεννήτριες με χαμηλότερο λειτουργικό κόστος, όπως οι ανανεώσιμες πηγές ενέργειας ή οι πυρηνικοί σταθμοί, αποστέλλονται πρώτες, ακολουθούμενες από γεννήτριες υψηλότερου κόστους, όπως το φυσικό αέριο ή οι σταθμοί ηλεκτροπαραγωγής με καύση άνθρακα.



Σχήμα 2.8. Παράδειγμα των Merit Order Curves

Η οριακή τιμή καθορίζεται από τον παραγωγό με το υψηλότερο οριακό κόστος που απαιτείται για την κάλυψη της τρέχουσας ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή η γεννήτρια καθορίζει την τιμή για όλες τις γεννήτριες που παρέχουν ηλεκτρική ενέργεια στο δίκτυο εκείνη τη στιγμή. Όλοι οι παραγωγοί που έχουν χαμηλότερο οριακό κόστος από την οριακή τιμή αποζημιώνονται στην οριακή τιμή για την παραγωγή τους.

Οι παραγωγοί πληρώνονται την οριακή τιμή για κάθε μεγαβατοώρα που παράγουν, ενώ οι καταναλωτές (προμηθευτές) πληρώνουν την οριακή τιμή για κάθε μεγαβατοώρα που καταναλώνουν, ανεξάρτητα από τις προσφορές και τις προσφορές που υποβάλλουν. Η μέθοδος αυτή διασφαλίζει ότι η αγορά είναι αποτελεσματική, διαφανής και παρέχει κίνητρα για την είσοδο στην αγορά πηγών ενέργειας χαμηλού κόστους και χαμηλών ανθρακούχων εκπομπών.

Ωστόσο, η οριακή τιμολόγηση παρουσιάζει επίσης ορισμένα μειονεκτήματα, ιδίως σε περιόδους υψηλής ζήτησης και χαμηλής προσφοράς, όταν η τιμή μπορεί να αυξηθεί σημαντικά και να δημιουργήσει ζητήματα οικονομικής βιωσιμότητας και ασφάλειας για τους καταναλωτές και τους παραγωγούς. Παραδείγματος χάριν, το 2022 η ευρωπαϊκή αγορά ενέργειας αντιμετώπισε πρωτοφανείς υψηλές τιμές λόγω συνδυασμού παραγόντων, όπως η χαμηλή παραγωγή ενέργειας από ανανεώσιμες πηγές, οι υψηλές τιμές του φυσικού αερίου, η μειωμένη πυρηνική δυναμικότητα και οι γεωπολιτικές εντάσεις. Για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, η ΕΕ εργάζεται για την αναμόρφωση του σχεδιασμού της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, η οποία θα μπορούσε να περιλαμβάνει μέτρα όπως η θέσπιση μηχανισμού δυναμικότητας, η δημιουργία ευρωπαϊκής εφεδρείας, η ενίσχυση της διασυνοριακής συνεργασίας και η προώθηση της απόκρισης ζήτησης και της ενεργειακής απόδοσης.

Ο κύριος λόγος για τον οποίο δεν υιοθετείται αυτό το σύστημα πληρωμής ανάλογα με την προσφορά (pay as bid) είναι ότι θα αποθαρρύνει τους παραγωγούς από την υποβολή προσφορών που αντικατοπτρίζουν το οριακό κόστος παραγωγής τους. [1], [2], [3], [4], [5]

Επίσης η οριακή τιμή εξυπηρετεί διάφορες σημαντικές λειτουργίες στις αγορές ηλεκτρικής ενέργειας:

1. Σηματοδότηση τιμών: Παρέχει πληροφορίες στους συμμετέχοντες στην αγορά σχετικά με την αξία της προμήθειας ή της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε μια δεδομένη χρονική στιγμή. Οι υψηλότερες οριακές τιμές υποδηλώνουν έλλειψη ή αυξημένη ζήτηση, σηματοδοτώντας την ανάγκη για πρόσθετη παραγωγή ή απόκριση ζήτησης.
2. Προσδιορισμός εσόδων: Οι παραγωγοί λαμβάνουν την οριακή τιμή για την ηλεκτρική ενέργεια που παράγουν, καθορίζοντας τα έσοδά τους για μια δεδομένη χρονική περίοδο.
3. Ανάκτηση κόστους: Οι καταναλωτές πληρώνουν την οριακή τιμή για την ηλεκτρική ενέργεια που καταναλώνουν, αντανακλώντας το κόστος παραγωγής και παράδοσης αυτής της ηλεκτρικής ενέργειας.
4. Κίνητρα για επενδύσεις: Η οριακή τιμή μπορεί να επηρεάσει τις επενδυτικές αποφάσεις υποδεικνύοντας τη δυνητική κερδοφορία της νέας γενιάς ή των πόρων από την πλευρά της ζήτησης.

## **Κεφάλαιο 3**

### **Ευρωπαϊκή Αγορά Ηλεκτρικής Ενέργειας**

Η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας στην Ευρώπη είναι ένα πολύπλοκο και εξελισσόμενο σύστημα που περιλαμβάνει την παραγωγή, τη μεταφορά και τη διανομή ηλεκτρικής ενέργειας σε πολλές χώρες. Η διαδικασία απελευθέρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας στην Ευρώπη ξεκίνησε τη δεκαετία του 1990 ως απάντηση στην ανάγκη για αυξημένο ανταγωνισμό, αποδοτικότητα και χαμηλότερες τιμές. Συγκεκριμένα αποσκοπούσε στο διαχωρισμό των διαφόρων σταδίων της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας (παραγωγή, μεταφορά και διανομή) ώστε να καταστεί δυνατός ο ανταγωνισμός και η ανοικτή πρόσβαση στο δίκτυο. Πριν από την απελευθέρωση, πολλές ευρωπαϊκές χώρες είχαν καθετοποιημένες επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας, όπου μία μόνο εταιρεία έλεγχε ολόκληρη την αλυσίδα αξίας ηλεκτρικής ενέργειας από την παραγωγή έως τη διανομή.[8], [9], [10]

Η διαδικασία και το χρονοδιάγραμμα της απελευθέρωσης διέφεραν μεταξύ των ευρωπαϊκών χωρών, αλλά τα κοινά βήματα περιλάμβαναν:

- Άνοιγμα της αγοράς: Οι χώρες εισήγαγαν νομοθεσία για να επιτρέψουν τον ανταγωνισμό διαχωρίζοντας τις κάθετα ολοκληρωμένες επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας σε ξεχωριστές οντότητες παραγωγής, μεταφοράς και διανομής.
- Διαχωρισμός: Ο κάθετος διαχωρισμός απαιτούσε τον διαχωρισμό των δραστηριοτήτων παραγωγής, μεταφοράς και διανομής σε χωριστές εταιρείες ή ανεξάρτητες οντότητες.
- Σχεδιασμός αγοράς: Οι χώρες ανέπτυξαν κανόνες, κανονισμούς και δομές αγοράς για να διευκολύνουν τον ανταγωνισμό, να προωθήσουν την ανακάλυψη τιμών και να επιτρέψουν τις συναλλαγές που βασίζονται στην αγορά.
- Απελευθέρωση της λιανικής αγοράς: Οι αγορές λιανικής άνοιξαν στον ανταγωνισμό, επιτρέποντας στους καταναλωτές να επιλέξουν τον προμηθευτή ηλεκτρικής ενέργειας από πολλούς παρόχους.
- Διασυνοριακό εμπόριο: Οι γραμμές διασύνδεσης και η δυναμικότητα μεταφοράς επεκτάθηκαν για να διευκολυνθεί η διασυνοριακή εμπορία ηλεκτρικής ενέργειας.
- Έλεγχος : Έχει δημιουργήσει ανεξάρτητες ρυθμιστικές αρχές που σκοπό θα έχουν τον έλεγχο και την ρύθμιση των αγορών.

### 3.1 Ιστορική αναδρομή

Η ιδέα της απελευθερωμένης αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, ξεκινά το 1980, όπου εισάγονται οι έννοιες της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας στη Χιλή. Σημαντικό είναι να αναφερθεί, πως ο ρυθμός και η έκταση της ελευθέρωσης διέφεραν μεταξύ των διαφόρων χωρών και περιφερειών, ανάλογα με την αρχική δομή της αγοράς, την πολιτική βούληση και την κοινή γνώμη. Το Ηνωμένο Βασίλειο, υπό την αρχηγεία της Margaret Thatcher ήταν το πρώτο κράτος μέλος της ΕΕ που απελευθέρωσε την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας ήδη από τις αρχές της δεκαετίας του 1990, ακολουθούμενο σύντομα από τη Νορβηγία το 1991 (η οποία δεν είναι κράτος μέλος της ΕΕ). Το 1996 ξεκινά η λειτουργία του Nord Pool με πρώτους συμμετέχοντες τη Σουηδία και τη Νορβηγία. Το 1998 εντάσσεται η Φιλανδία και το 1999, 2000 εντάσσονται δυτική και ανατολική Δανία. Τα περισσότερα άλλα κράτη μέλη ξεκίνησαν τη διαδικασία ελευθέρωσης λίγο μετά το 1996 και ολοκλήρωσαν τη διαδικασία πριν από περίπου 10 έως 15 χρόνια. Ορισμένες χώρες, όπως η Γαλλία και η Γερμανία, αντιμετώπισαν μεγαλύτερη αντίσταση και προκλήσεις κατά την εφαρμογή των μεταρρυθμίσεων ελευθέρωσης, λόγω των ισχυρών κατεστημένων παραγόντων τους και της δημόσιας ιδιοκτησίας των υπηρεσιών κοινής ωφέλειας.

Η ιστορία της απελευθέρωσης της ευρωπαϊκής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να χωριστεί σε τρία κύματα οδηγιών της ΕΕ που στόχευαν στο σταδιακό άνοιγμα της αγοράς στον ανταγωνισμό και στην εναρμόνιση των κανόνων σε όλα τα κράτη μέλη.

**Το πρώτο κύμα ξεκίνησε το 1996 (96/92/EC)**, όταν υιοθετήθηκε η πρώτη ευρωπαϊκή οδηγία σχετικά με την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, ακολουθούμενη από μια παρόμοια οδηγία για τον τομέα του φυσικού αερίου το 1998. Σκοπός ήταν μέσω της αναμόρφωσης της εσωτερικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας των χωρών, να εδραιωθεί μια ενιαία ευρωπαϊκή αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Βασική προϋπόθεση ήταν η δημιουργία διαχειριστών του δικτύου μεταφοράς (Transmission System Operator - TSO) σε κάθε χώρα, ώστε να εξασφαλιστεί η αποδοτικότητα και η αξιοπιστία του συστήματος μεταφοράς. Ο διαχειριστής θα ήταν υπεύθυνος και για τις διασυνδέσεις με άλλες χώρες. Μέσα από αυτή την οδηγία ορίζονταν τα καθήκοντα και οι αρμοδιότητες του διαχειριστή.

**Το δεύτερο κύμα ήρθε το 2003 (2003/54/EC)**, όταν εκδόθηκαν δύο νέες οδηγίες για την περαιτέρω αύξηση του ανοίγματος της αγοράς, του διαχωρισμού και του διασυνοριακού εμπορίου. Με γνώμονα την απελευθέρωση της αγοράς, το πακέτο μέτρων αυτό, περιελάμβανε τους κανονισμούς της ενιαίας ευρωπαϊκής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Μέσα από τις οδηγίες αυτές καθιερώθηκαν οι υποχρεώσεις των κρατών μελών, για την επίτευξη της προστασίας των καταναλωτών και την προώθηση της οικονομικής και κοινωνικής συνοχής. Επιπλέον, θεσμοθετήθηκε ο διαχωρισμός της διαχείρισης των δικτύων μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικής ενέργειας από τους τομείς της παραγωγής και προμήθειας.



**Το τρίτο κύμα σημειώθηκε το 2009 (2009/72/EC)**, όταν εγκρίθηκε δέσμη οδηγιών και κανονισμών για τη δημιουργία ενιαίας αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου, με κοινούς κανόνες για την πρόσβαση στο δίκτυο, την προστασία των καταναλωτών, την ασφάλεια του εφοδιασμού και τη ρυθμιστική εποπτεία. Παρά την εφαρμογή των προηγούμενων οδηγιών, ο ανταγωνισμός και το εμπόριο στις διασυνδέσεις ήταν περιορισμένα, ενώ ακόμη κυριαρχούσαν τα εθνικά καθετοποιημένα σχήματα. Για την αύξηση του ανταγωνισμού εις όφελος των καταναλωτών, οι οδηγίες πρότειναν την διεύρυνση των επιλογών του καταναλωτή όσον αφορά την προμήθεια, μέσω της ορθής τιμολόγησης, της ασφάλειας παροχής και την προώθηση καθαρότερων μορφών παραγωγής ενέργειας. Ενισχύεται η συμμετοχή των μικρών εταιρειών, όπως εκείνων που επενδύουν στις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Οι τιμές πλέον επηρεάζονται αποκλειστικά από την ισορροπία μεταξύ προσφοράς και ζήτησης, δίνοντας τα κατάλληλα σήματα στους παραγωγούς, ενθαρρύνοντας τις επενδύσεις σε νέες μονάδες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας και στους καταναλωτές να περιορίσουν την ζήτηση όταν η προσφορά δεν επαρκεί και οι τιμές της αγοράς είναι οικονομικά ασύμφορες.[8], [9], [10]

## **3.2 Μοντέλο Στόχος (Target Model)**

### **3.2.1 Εισαγωγή στο Target Model**

Μέσα από το τρίτο ενεργειακό πακέτο της ΕΕ, ξεκίνησε ένα ενεργειακό πρόγραμμα δράσης, το Μοντέλο Στόχος, για την περίοδο 2007-2009. Η εφαρμογή του Target Model υπήρξε μια σταδιακή διαδικασία και το επίπεδο υιοθέτησης και προόδου του ποικίλλει μεταξύ των ευρωπαϊκών χωρών και περιφερειών. [11], [12], [13], [14], [17]

Το Ευρωπαϊκό μοντέλο βασίζεται στις κατευθυντήριες γραμμές-πλαίσια (Framework Guidelines) που έχουν εκδοθεί από τον ACER και στους κώδικες δικτύου (Network Codes) που εκδίδονται από τον 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.

Το Ευρωπαϊκό Κοινοβούλιο και το Συμβούλιο της Ευρωπαϊκής Ένωσης ενέκρινε τη σχετική νομοθεσία το 2009.

Βασικοί πυλώνες του συγκεκριμένου προγράμματος δράσης είναι:

- Η ασφάλεια εφοδιασμού, στο μικρότερο δυνατό κόστος
- Η εσωτερικής αγορά ηλεκτρικής ενέργειας
- Η βελτίωση της ενεργειακής απόδοσης
- Η μείωση της εξάρτησης από εισαγόμενα καύσιμα
- Η μείωση των εκπομπών άνθρακα
- Η ανταγωνιστικότητα και η καινοτομία

Όπως παρατηρείται τα δομικά στοιχεία του Target Model, βασίζονται στην ανάπτυξη της ιδέας της εσωτερικής αγοράς στην Ενεργειακή Ευρωπαϊκή αγορά.

Ο σχεδιασμός της Ευρωπαϊκής Ένωσης για την επίτευξη της ενιαίας ευρωπαϊκής αγοράς ενέργειας προβλέπει ότι η κοινή αγορά θα πρέπει να διαρθρώνεται σε τέσσερις (4) επιμέρους διαφορετικές αγορές:

1. Την αγορά επόμενης ημέρας (Day-ahead Market)
2. Την Ενδοημερήσια αγορά (Intra-Day market)
3. Την προθεσμιακή αγορά (Forward Market)
4. Την αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market)

### 3.2.2 Χαρακτηριστικά του Target Model

#### 3.2.2.1 Μακροχρόνια δικαιώματα μεταφοράς

Διοργανώνονται συντονισμένες δημοπρασίες για τον προσδιορισμό της κατανομής των διασυνοριακών δυναμικοτήτων μεταφοράς. Η διαδικασία πλειστηριασμού διασφαλίζει δίκαια και διαφανή αποτελέσματα στην αγορά, επιτρέποντας στους συμμετέχοντες στην αγορά να έχουν πρόσβαση σε διασυνοριακές δυναμικότητες μεταφοράς με βάση τις προσφορές και τις προσφορές τους. [11], [12], [13], [14], [17]

#### 3.2.2.2 Σύζευξη Αγορών (Market Coupling)

Το μοντέλο-στόχος ενθαρρύνει την ολοκλήρωση μεταξύ γειτονικών χωρών για τη διευκόλυνση της συνεργασίας και του αποτελεσματικού διασυνοριακού εμπορίου.

Η Σύζευξη Τιμών των Περιφερειών (PCR), έργο των Ευρωπαϊκών Χρηματιστηρίων Ενέργειας ξεκίνησε τον Ιούνιο του 2009, και είχε ως στόχο την ανάπτυξη μιας ενιαίας λύσης σύζευξης τιμών που θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας σε όλη την Ευρώπη. Με τη σύζευξη των αγορών, οι συμμετέχοντες έχουν πρόσβαση σε μεγαλύτερη δεξαμενή αγοραστών και πωλητών, αυξάνοντας τη ρευστότητα της αγοράς και μειώνοντας τις αποκλίσεις τιμών. Μεγιστοποιείται η χρήση των πόρων και μειώνονται οι διαφορές τιμών. Καθαυτό τον τρόπο διασφαλίζεται ότι η διασυνοριακή ροή ηλεκτρικής ενέργειας κατευθύνεται εκεί όπου υπάρχει μεγαλύτερη ανάγκη αντικατοπτρίζοντας τις συνθήκες προσφοράς και ζήτησης σε διασυνδεδεμένες περιοχές.

Το PCR βασίζεται σε τρεις βασικές αρχές:

- έναν αλγόριθμο (EUPHEMIA)
- στιβαρή λειτουργία
- και δυνατότητα αποσυζευγμένων ανταλλαγών ενέργειας

Οι πρωτοβουλίες σύζευξης των αγορών στην Ευρώπη περιλαμβάνουν τη σύζευξη των αγορών επόμενης ημέρας, τις ενδο-ημερήσιες αγορές και την ενοποίηση των αγορών εξισορρόπησης.

Όσον αφορά τη σύζευξη αγορών επόμενης μέρας, κατά τον υπολογισμό των τιμών λαμβάνεται υπόψη η διαθέσιμη διασυνοριακή δυναμικότητα, προκειμένου να

ελαχιστοποιηθεί η διαφορά τιμής μεταξύ των ζωνών. Μεγιστοποιείται η κοινωνική ευημερία και δίνονται τα κατάλληλα σήματα για επενδύσεις σε διασυνοριακές δυναμικότητες μεταφοράς.

Η λύση της Ενδοημερήσιας Αγοράς υποστηρίζει τόσο τις έμμεσες δημοπρασίες (που αποφασίζεται από τις Εθνικές Ρυθμιστικές Αρχές) όσο και την έμμεση συνεχή διαπραγμάτευση. Ο σχεδιασμός των ενδοημερήσιων αγορών για τον καταμερισμό της δυναμικότητας των διασυνδέσεων με συνεχή διαπραγμάτευση βασίζεται στη δημιουργία μιας ενιαίας Ευρωπαϊκής πλατφόρμας για τις ενδοημερήσιες αγορές. Στην πλατφόρμα αυτήν θα καθορίζεται, μέσω συνεχών άμεσων συναλλαγών (continuous implicit trading) ο τρόπος τιμολόγησης της δυναμικότητας των διασυνδέσεων, έτσι ώστε να αντανακλάται στην τιμή η συμφόρηση τους. Η ενδοημερήσια αγορά επιτρέπει στους συμμετέχοντες να αγοράζουν ή να πωλούν ενέργεια προκειμένου να βελτιστοποιήσουν τις θέσεις τους, ελαχιστοποιώντας τις αποκλίσεις τους στον πραγματικό χρόνο.

Η εξισορρόπηση της ηλεκτρικής ενέργειας περιλαμβάνει τη διασφάλιση εφεδρειών, την ενεργοποίηση ενέργειας εξισορρόπησης και τη διευθέτηση της ανισορροπίας των ενεργειακών ισοζυγίων. Με την εφαρμογή του μοντέλου προωθείται ο μεγαλύτερος επιμερισμός των πόρων εξισορρόπησης μεταξύ των Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς, των οποίων καθήκον είναι η εναρμόνιση των προϊόντων εξισορρόπησης και των προϊόντων εφεδρειών, λαμβάνοντας υπόψη τοπικές τεχνικές ιδιαιτερότητες. [11], [12], [13], [14], [17]

### 3.2.2.3 Μοντέλο βάσει Ροής (Flow-Based Market Coupling)

Το Μοντέλο Στόχος επιτρέπει δύο εναλλακτικές μεθοδολογίες για τον υπολογισμό της δυναμικότητας μεταφοράς μεταξύ διαφορετικών ζωνών:

- τη μέθοδο διαθέσιμης ικανότητας μεταφοράς (Available Transfer Capacity, ATC)
- τη μέθοδο με βάση τις ροές των δικτύων (Flow Based, FB)

Τον Μάιο του 2015, το μοντέλο σύζευξης της αγοράς βάσει ροής (FBMC) αντικατέστησε το μοντέλο διαθέσιμης δυναμικότητας μεταφοράς (ATC) στην Κεντροδυτική Ευρώπη για τον προσδιορισμό των μεταφορών ισχύος μεταξύ χωρών ή περιοχών τιμών.

**Μοντέλο δικτύου ATC:** Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται αρκετά μεταξύ των χωρών. Η αναπαράσταση του συστήματος και της διασύνδεσης απλοποιείται στο πλαίσιο αυτού του μοντέλου. Το δίκτυο περιγράφεται ως ένα σύνολο γραμμών που διασυνδέουν περιοχές υποβολής προσφορών. Η ανάδειξη της γραμμής μπορεί να γίνει μέχρι τη Διαθέσιμη Μεταφορική της Ικανότητα (ATC).

**Μοντέλο δικτύου βάσει ροής FMBC:** Γνωστό και ως μοντέλο PTDF, με όλες τις περιοχές υποβολής προσφορών συνδεδεμένες σε ένα δικτυωμένο δίκτυο. Εκφράζει τους περιορισμούς που απορρέουν από τους νόμους του Kirchhoff και τα φυσικά στοιχεία του δικτύου στα διάφορα σενάρια έκτακτης ανάγκης που εξετάζουν οι TSOs.

Οι ευρωπαϊκές αρχές προωθούν αυτήν την προσέγγιση μέσω των αρμόδιων ρυθμιστικών αρχών της Ευρώπης. Αυτό το μοντέλο είναι πιο σύνθετο και προσεγγίζει περισσότερο την πραγματική αναπαράσταση του συστήματος, καθώς λαμβάνει υπόψη τόσο τις διασυνδετικές γραμμές μεταξύ των περιοχών όσο και τις εσωτερικές γραμμές του συστήματος σε κάθε περιοχή. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να δίνεται μεγαλύτερη προσοχή στην ασφάλεια του συστήματος. Το μοντέλο FBMC στοχεύει στην προώθηση της ολοκλήρωσης της αγοράς και στη βελτιωμένη παρακολούθηση των φυσικών ροών ισχύος. Αναμένεται ότι αυτό το μοντέλο θα οδηγήσει σε αυξημένη κοινωνική ευημερία στην αγορά της επόμενης ημέρας και σε πιο συχνή σύγκλιση των τιμών μεταξύ διάφορων περιοχών της αγοράς. [15], [16]

#### 3.2.2.4 Εποπτικός Έλεγχος (Regulatory Oversight)

Η εφαρμογή του μοντέλου-στόχου εποπτεύεται από διάφορες οντότητες, συμπεριλαμβανομένου του Ευρωπαϊκού Δικτύου Διαχειριστών Συστημάτων Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ENTSOE) και των εθνικών ρυθμιστικών αρχών. Ο ENTSOE συντονίζει τις τεχνικές πτυχές της σύζευξης των αγορών, αναπτύσσει κώδικες δικτύου και κατευθυντήριες γραμμές και διευκολύνει τη συνεργασία μεταξύ διαχειριστών συστημάτων μεταφοράς (TSO) σε ολόκληρη την Ευρώπη. Οι εθνικές ρυθμιστικές αρχές παρακολουθούν και διασφαλίζουν τη συμμόρφωση με τους κανόνες της αγοράς, επιβλέπουν τις δραστηριότητες της αγοράς και προστατεύουν τα συμφέροντα των συμμετεχόντων στην αγορά και των καταναλωτών. Ο Οργανισμός Συνεργασίας των Ρυθμιστικών Αρχών Ενέργειας (ACER) σε ευρωπαϊκό επίπεδο παρέχει καθοδήγηση, συντονισμό και εποπτεία για τη διασφάλιση της εύρυθμης λειτουργίας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

## Κεφάλαιο 4

### Ελληνική Αγορά

#### 4.1 Εξηλεκτρισμός της Χώρας

Το 1889 η «Γενική Εταιρεία Εργοληψιών ΑΕ», ανέλαβε την ίδρυση της πρώτης μονάδας παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, με σκοπό την ηλεκτροδότηση του κέντρου των Αθηνών. Η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας γινόταν κατά βάση με άνθρακα.

Στα χρόνια που ακολούθησαν και μέχρι το 1940 υπήρξε ραγδαία ανάπτυξη της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από δεκάδες τοπικούς παραγωγούς με μικρή ισχύ των μονάδων παραγωγής. Ταυτόχρονα τα τοπικά αυτόνομα δίκτυα άρχισαν να αντικαθίστανται από δίκτυα υψηλής τάσης με μεγάλη εμβέλεια, στα οποία ήταν διασυνδεδεμένοι πολλοί σταθμοί παραγωγής μεγάλης κλίμακας. Οι επιχειρήσεις παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας είχαν ή επεδίωκαν να έχουν άδειες με προνόμιο τοπικής αποκλειστικότητας στον εφοδιασμό με ηλεκτρική ενέργεια.

Πριν από τον Β' παγκόσμιο πόλεμο, το έτος 1939, υπήρχαν στην Ελλάδα 385 επιχειρήσεις παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, από τις οποίες οι 338 βρισκόταν σε κωμοπόλεις και χωριά. Από αυτές 263 επιχειρήσεις ήταν ιδιωτικές με απλές άδειες, 54 ιδιωτικές με προνομακική άδεια και 58 δημοτικές. Ως πρώτη ύλη χρησιμοποιούσαν το πετρέλαιο και τον γαιάνθρακα που εισάγονταν από το εξωτερικό. Ωστόσο, τα εισαγόμενα καύσιμα και η κατάτμηση της παραγωγής σε πολλές μικρές εταιρίες οδηγούσε σε αύξηση του κόστους παραγωγής, μιας και δεν μπορούσαν να αναπτυχθούν οικονομίες κλίμακας μειώνοντας το κόστος παραγωγής και διανομής.

Η τιμή του ηλεκτρικού ρεύματος στην Ελλάδα ήταν κατά μέσο όρο πολύ ακριβότερη (διπλάσια έως πενταπλάσια) από την μέση τιμή σε άλλες χώρες της Ευρώπης.

Η κατάσταση που είχε διαμορφωθεί στην Ελλάδα με τις πολλές μικρές τοπικές εταιρείες παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας δεν μπορούσε εύκολα να συμβιβαστεί με την λειτουργία μεγάλων μονάδων παραγωγής και την εγκατάσταση ενός εθνικού δικτύου μεταφοράς και διανομής. Οι υφιστάμενες εταιρείες παραγωγής δεν διέθεταν τα αναγκαία κεφάλαια για να αναλάβουν την κατασκευή μεγάλων θερμοηλεκτρικών ή υδροηλεκτρικών έργων ούτε είχαν τεχνογνωσία παρομοίων έργων. Η Εθνική Τράπεζα ήδη από το 1942 ανέλαβε πρωτοβουλία για την μελέτη και αξιοποίηση των εγχώριων πηγών ενέργειας για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, ιδίως των υδατοπτώσεων. Το Νοέμβριο του 1948 ανατέθηκε στην εξειδικευμένη εταιρεία «EBASCO Services» της Νέας Υόρκης η μελέτη αξιοποίησης των εγχωρίων πόρων και η εκπόνηση εθνικού συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, με την σύνδεση όλων των μονάδων παραγωγής με τα αστικά κέντρα και τα λοιπά κέντρα κατανάλωσης. Η μελέτη περιελάμβανε τόσο θερμοηλεκτρικούς σταθμούς παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας όσο και υδροηλεκτρικά έργα.

Έτσι με το Νόμο 1468/1950 ιδρύθηκε η «Δημοσία Επιχείρηση Ηλεκτρισμού» (Δ.Ε.Η.) Η σύσταση της ΔΕΗ τον Αύγουστο του 1950 εθνικοποίησε την παραγωγή και διανομή της ηλεκτρικής ενέργειας.

Μάλιστα σύμφωνα με το άρθρο 2 § 1 του Ν. 1468/1950, η ΔΕΗ ήταν το αποκλειστικό μονοπώλιο, καθώς της είχε απονεμηθεί το αποκλειστικό προνόμιο της κατασκευής, λειτουργίας και εκμεταλλεύσεως:

- α) Υδροηλεκτρικών εργοστασίων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας
- β) Θερμικών εργοστασίων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (όπου θα χρησιμοποιούταν ο εθνικός λιγνίτης)
- γ) Εθνικού δικτύου μεταφοράς του ηλεκτρικού ρεύματος
- δ) Των αναγκαίων γραμμών και δικτύων διανομής του ηλεκτρικού ρεύματος

Τελικώς, το 1956 αποφασίστηκε η εξαγορά όλων των ιδιωτικών και δημοτικών επιχειρήσεων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας από την ΔΕΗ, με σκοπό να δημιουργηθεί ένας κεντρικός οργανισμός για τη διαχείριση, γεγονός που ενίσχυσε τη μονοπωλιακή θέση της ΔΕΗ στο εγχώριο ενεργειακό σύστημα.

Η παραγωγική διαδικασία της καθετοποιημένης επιχείρησης χωριζόταν εν προκειμένω σε 4 βασικούς τομείς:

1. παραγωγή,
2. προμήθεια,
3. μεταφορά και
4. διανομή ηλεκτρικής ενέργειας

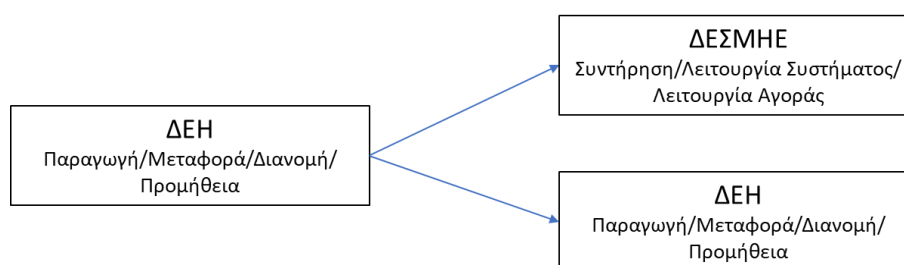
Έτσι η ΔΕΗ στα πλαίσια του καθετοποιημένου μονοπωλίου της διέθετε την παραγωγή και διανομή της ηλεκτρικής ενέργειας μέσω του δικτύου μεταφοράς της. Επομένως στην ελληνική αγορά επικρατούσε μονοπώλιο σε όλα τα επίπεδα και συγχρόνως δεν υπήρχαν συνθήκες ανταγωνισμού σε όλη την καθετοποιημένη δομή. [18], [19]

## 4.2 Απελευθέρωση Ελληνικής Αγοράς

Η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα έχει υποστεί αρκετές μεταρρυθμίσεις από τότε που ξεκίνησε η διαδικασία απελευθέρωσης στα τέλη της δεκαετίας του 1990.

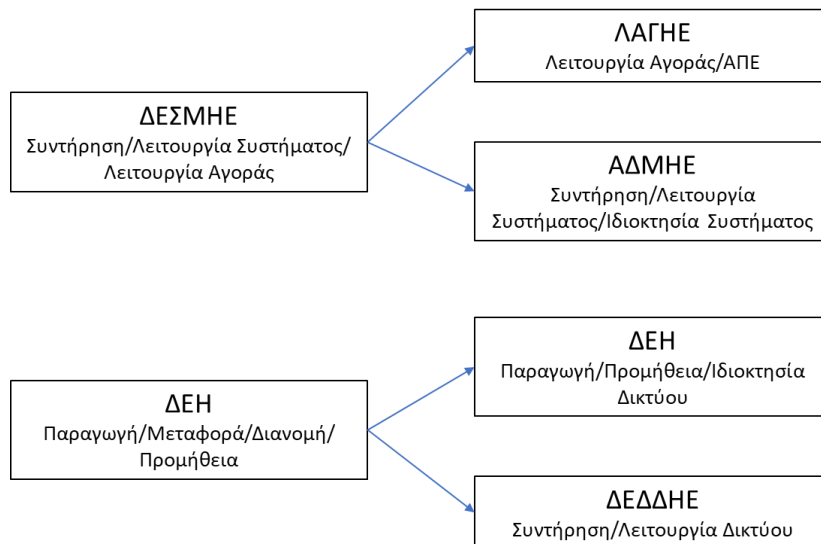
Τα κύρια στάδια της εξέλιξης της αγοράς είναι:

- Η πρώτη φάση απελευθέρωσης (1999-2005), η οποία εισήγαγε τον ανταγωνισμό στους τομείς της παραγωγής και της προμήθειας, διατηρώντας παράλληλα ένα μοντέλο ενιαίου αγοραστή για τις συναλλαγές χονδρικής. Η Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού (ΔΕΗ) παρέμεινε ο κυρίαρχος παίκτης, με μερίδιο αγοράς άνω του 90%. Ο ανταγωνισμός επιτεύχθηκε με τον διαχωρισμό των τεσσάρων τομέων της επιχείρησης, με το νόμο 2773/1999. Έτσι επέτρεψε σταδιακά, την είσοδο νέων ανεξάρτητων επιχειρήσεων σε τομείς της βιομηχανίας ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίοι είναι ανταγωνιστικοί, όπως ο τομέας παραγωγής και προμήθειας. Παράλληλα, με τον ίδιο νόμο για τη λειτουργία και τη διαχείριση της αγοράς ιδρύθηκαν ο Διαχειριστής Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΔΕΣΜΗΕ) και η Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (ΡΑΕ). Ο ΔΕΣΜΗΕ ανέλαβε τη λειτουργία της αγοράς καθώς και τη διαχείριση του συστήματος μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ η ΡΑΕ ήταν η επιβλέπουσα αρχή για την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας.
- Η δεύτερη φάση της απελευθέρωσης (2005-2010), η οποία καθιέρωσε ένα υποχρεωτικό σύστημα συγκέντρωσης για το χονδρικό εμπόριο, βασισμένο σε ένα σύστημα τιμολόγησης οριακής τιμής συστήματος (SMP). Η κοινοπραξία λειτουργούσε από τον Διαχειριστή του Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς (ΔΕΣΜΗΕ), ο οποίος ήταν μέρος της ΔΕΗ. Η ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας στήριζε τη λειτουργία της στο Μοντέλο Υποχρεωτικής Κοινοπραξίας Ισχύος (Mandatory Pool). Ο ΗΕΠ λειτουργούσε με βάση το μοντέλο αγοράς της Υποχρεωτικής Κοινοπραξίας (Mandatory Pool). Το μοντέλο αυτό υπαγόρευε τη διάθεση και συναλλαγή του συνόλου της ηλεκτρικής ενέργειας και των συμπληρωματικών προϊόντων αυτής που θα παραχθούν, θα καταναλωθούν και θα διακινηθούν την επόμενη ημέρα στην χονδρεμπορική αγορά. Αποτελούσε υποχρέωση όλων των συμμετεχόντων να συμμετέχουν στην Υποχρεωτική Κοινοπραξία, ενώ οι φυσικές διμερείς συναλλαγές (physical bilateral transactions) μεταξύ τους δεν ήταν επιτρεπτές.



Σχήμα 4.1. Δημιουργία ΔΕΣΜΗΕ

- Η Τρίτη φάση με τον νόμο Ν.4001/2011, ενσωματώνει την οδηγία 1009/72 του τρίτου ενεργειακού πακέτου οδηγιών και ο ΔΕΣΜΗΕ μετονομάστηκε σε Λειτουργό Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας(ΛΑΓΗΕ) και πλέον τα καθήκοντά του ήταν μόνο η λειτουργία της αγοράς. Η διαχείριση του συστήματος μεταφοράς πέρασε στον Ανεξάρτητο Διαχειριστή Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ). Παράλληλα, οι νόμοι 4336/2015, 4337/2015, 4414/2016 (απελευθέρωση της παροχής στα δίκτυα διανομής), 4414/2016 (πρόγραμμα υποστήριξης νέων ΑΠΕ) και 4425/2016 (σχετικά με το ευρωπαϊκό μοντέλο στόχο) ενίσχυσαν το νομικό πλαίσιο, αύξησαν τον ανταγωνισμό και έβαλαν τη χώρα σε τροχιά για να επιτύχει τις απαιτήσεις που είχαν τεθεί από τις ευρωπαϊκές οδηγίες.
- Η τέταρτη φάση απελευθέρωσης (2020-σήμερα), η οποία σηματοδότησε την επιτυχή έναρξη του Target Model στην Ελλάδα την 1η Νοεμβρίου 2020, έπειτα από 10 χρόνια καθυστέρησης σε σύγκριση με τις υπόλοιπες χώρες. [18], [19]



Σχήμα 4.2. Δημιουργία ΛΑΓΗΕ, ΑΔΜΗΕ ΚΑΙ ΔΕΔΔΗΕ



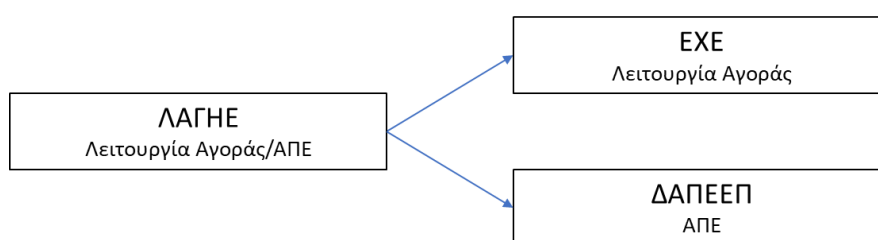
### 4.3 Η Σημερινή ελληνική αγορά

Με την ένταξη του Ελληνικού συστήματος στην Ευρωπαϊκή Αγορά, σύμφωνα με τα προβλεπόμενα του Μοντέλου Στόχου (Target Model), εκδόθηκε ο ν.4425/2016, με τις διατάξεις του οποίου, συνοπτικά, θεσπίστηκαν οι τέσσερις επιμέρους Αγορές Ηλεκτρικής Ενέργειας:

- Ενεργειακή Χρηματοπιστωτική Αγορά (Derivatives Market)
- Αγορά επόμενης μέρας (Day Ahead Market)
- Ενδο-ημερήσια Αγορά (Intraday Market)
- Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market)

Η λειτουργία των τριών πρώτων αλλά και της εκκαθάρισης των θέσεων της Αγοράς Εξισορρόπησης, έχει ανατεθεί στο ΕΧΕ (Ελληνικό Χρηματιστήριο Ενέργειας), ενώ η Αγορά Εξισορρόπησης είναι αρμοδιότητα του ΑΔΜΗΕ.

Το χρηματιστήριο ηλεκτρικής ενέργειας ιδρύθηκε με το Ν.4512/2018 ,έπειτα από την ανεξαρτητοποίηση του κλάδου της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας από το ΛΑΓΗΕ Α.Ε, με την ονομασία «Ελληνικό Χρηματιστήριο Ενέργειας ΑΕ» («ΕΧΕ ΑΕ»). Στο ΛΑΓΗΕ παρέμειναν μόνο οι δραστηριότητες που αφορούν τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ) και ο ίδιος μετονομάστηκε σε Διαχειριστή ΑΠΕ και Εγγυήσεων Προέλευσης (ΔΑΠΕΕΠ).



Σχήμα 4.3. Δημιουργία ΕΧΕ ΚΑΙ ΔΑΠΕΕΠ

Το κανονιστικό πλαίσιο που οριοθετεί τους κανόνες της αγοράς είναι ο «Κώδικας Συναλλαγών Ηλεκτρικής Ενέργειας», τον οποίο έχει εκδώσει η Ελληνική Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας και Υδάτων (ΡΑΕΥ πρώην ΡΑΕ), ως «Ορισθείς Διαχειριστής Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΟΑΔΗΕ) για τη λειτουργία της Αγοράς Επόμενης Ημέρας και της Ενδο-ημερήσιας Αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς και τη λειτουργία της Ενεργειακής Χρηματοπιστωτικής Αγοράς ως Διαχειριστής Αγοράς Παραγώγων Ενέργειας έχοντας την έγκριση της Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς από τον Μάρτιο του 2020. [19], [20]

### 4.3.1 Ενεργειακή χρηματοπιστωτική αγορά

Χονδρική αγορά προθεσμιακών προϊόντων ηλεκτρικής ενέργειας (η οποία μετονομάστηκε σε ενεργειακή χρηματοπιστωτική αγορά), επιτρέπει στους συμμετέχοντες να συνάπτουν συμβάσεις αγοράς και πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας με υποχρέωση φυσικής παράδοσης, όπως θα ορίζονται στον σχετικό κώδικα της αγοράς και να συναλλάσσονται ενεργειακά χρηματοπιστωτικά μέσα. [19], [20], [21]

Η συγκεκριμένη αγορά διαχειρίζεται από τον ΟΔΑΗΕ και η συμμετοχή είναι προαιρετική. Σε αυτήν την αγορά οι συμμετέχοντες συναλλάσσονται επί παραγώγων τα οποία σχετίζονται με διάφορα ενεργειακά προϊόντα. Όλες οι κατακυρωμένες συναλλαγές έχουν την επιλογή της φυσικής παράδοσης (έγχυση ή απορρόφηση της ενέργειας) αλλιώς υπάγονται σε χρηματικό διακανονισμό (cash settlement).

Τα προϊόντα που αυτή την στιγμή προβλέπονται από τον κανονισμό της αγοράς είναι είτε προθεσμιακά Συμβόλαια (Forward Contracts) τα οποία είναι εξω-χρηματιστηριακές (OTC) συναλλαγές, είτε Συμβόλαια Μελλοντικής Εκπλήρωσης – ΣΜΕ (futures) είτε Δικαιώματα Προαίρεσης (options).

Και τα δύο είδη συμβολαίων μπορούν να διακριθούν ανάλογα με το Προφίλ Φορτίου (Load profile) ή την διάρκεια παράδοσης (delivery duration). Προφίλ φορτίου μπορεί να είναι:

- Συμβόλαια φορτίου βάσης (Baseload) δηλαδή ενέργεια η οποία θα εγχέεται ή θα απορροφάτε όλες τις ώρες της ημέρας
- Συμβόλαια φορτίου αιχμής (peakload) τα οποία αναφέρονται σε έγχυση ή απορρόφηση ενέργειας μόνο κατά τις ώρες αιχμής
- Συμβόλαια φορτίου εκτός αιχμής (offpeak) τα οποία αντίστοιχα αναφέρονται σε έγχυση ή απορρόφηση ενέργειας κατά της υπόλοιπες ώρες της ημέρας εκτός της αιχμής

Διάρκεια παράδοσης μπορεί να είναι:

- Ετήσια συμβόλαια
- Τριμηνιαία συμβόλαια
- Μηνιαία συμβόλαια

### 4.3.2 Αγορά επόμενης ημέρας

Η αγορά αυτή επιτρέπει στους συμμετέχοντες να υποβάλλουν εντολές συναλλαγών ηλεκτρικής ενέργειας με υποχρέωση φυσικής παράδοσης την επόμενη ημέρα. Στην αγορά επόμενης ημέρας δηλώνονται επίσης και οι ποσότητες ενέργειας που έχουν δεσμευτεί μέσω διενέργειας συναλλαγών επί προθεσμιακών προϊόντων, που έχουν πραγματοποιηθεί είτε μέσω της χονδρικής αγοράς προθεσμιακών προϊόντων, είτε εκτός αυτής. Παράλληλα, θα πραγματοποιείται έμμεση κατανομή (implicit allocation) της μεταφορικής ικανότητας στις διασυνδέσεις, μέσω σύζευξης των αγορών επόμενης ημέρας των Ευρωπαϊκών χωρών. [19], [20], [21] , [22]

Ο ΟΔΑΗΕ σε συνεργασία με τον ΑΔΜΗΕ διαχειρίζονται την αγορά. Σημειώνεται πως για όλους τους συμμετέχοντες η συμμετοχή στην αγορά αυτήν είναι προαιρετική με εξαίρεση τους θερμικούς Παραγωγούς, οι οποίοι πρέπει να υποβάλουν προσφορές για το σύνολο της εναπομένουσας ενέργειας τους (ενέργεια που δεν έχει πωληθεί στην αγορά παραγώγων που θα δούμε στην συνέχεια).

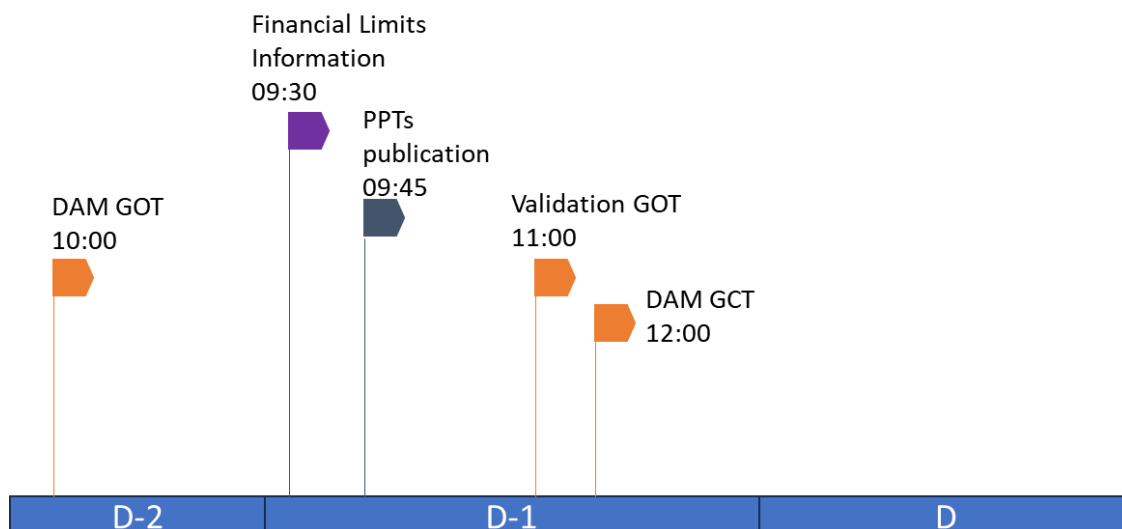
Οι συμμετέχοντες υποβάλλουν εντολές συναλλαγών ηλεκτρικής ενέργειας με υποχρέωση φυσικής παράδοσης την επόμενη ημέρα. Στην αγορά επόμενης ημέρας δηλώνονται επίσης και οι ποσότητες ενέργειας που έχουν δεσμευτεί μέσω διενέργειας συναλλαγών επί προθεσμιακών προϊόντων, οι οποίες έχουν πραγματοποιηθεί είτε μέσω της χονδρικής αγοράς προθεσμιακών προϊόντων, είτε διμερώς. Παράλληλα, θα πραγματοποιείται έμμεση κατανομή (implicit allocation) της μεταφορικής ικανότητας στις διασυνδέσεις, μέσω σύζευξης των αγορών επόμενης ημέρας των Ευρωπαϊκών χωρών.

Αρχικά ξεκίνησε να λειτουργεί μόνο για την εσωτερική αγορά (isolated mode). Ακολούθως με σύζευξη, δηλαδή με ενιαία επίλυση της αγοράς σε Ευρωπαϊκό επίπεδο. Όπως έχει ξηγηθεί όλες οι γειτονικές ζώνες θα έχουν τις ίδιες τιμές ισορροπίας για κάθε ώρα εκτός και αν υπάρχει κάποιος τεχνικός περιορισμός ο οποίος καταπατάται. Αυτός μπορεί να είναι η συμφόρηση (congestion), δηλαδή μη επάρκεια της διασυνοριακής δυναμικότητας.

Προς το παρόν η Ελλάδα σε επίπεδο προ ημερήσιας αγοράς είναι συζευγμένη με τα σύνορα Ιταλίας και Βουλγαρίας και μη συζευγμένη με τα σύνορα Αλβανίας, Βόρειας Μακεδονίας και Τουρκίας.

Η αγορά χωρίζεται σε 24 ωριαία διαστήματα ή αγοραίες χρονικές μονάδες (MTUs), όσα και οι ώρες της μέρας. Ουσιαστικά υπάρχουν 24 ωριαία προϊόντα. Για κάθε ωριαίο προϊόν έχει υπολογιστεί η τιμή στην οποία σύμφωνα με τον αλγόριθμο EUPHEMIA μεγιστοποιείται το κοινωνικό πλεόνασμα.

Στο γράφημα παρακάτω παρουσιάζονται τα χρονικά σημεία που ενδιαφέρουν την λειτουργία της συγκεκριμένης αγοράς.



Σχήμα 4.4. Χρονοδιάγραμμα Αγοράς Επόμενης Μέρας (DAM) ώρες CET

Η συγκεκριμένη αγορά οποία ολοκληρώνεται την προηγούμενη μέρα (D-1) από την μέρα παράδοσης (ημέρα D). Συγκεκριμένα στην χώρα μας η δημοπρασία κλείνει στη 13:00 το μεσημέρι ώρα Ελλάδος.

### 4.3.3 Ενδο-ημερήσια αγορά

Η αγορά αυτή επιτρέπει στους συμμετέχοντες να υποβάλλουν εντολές συναλλαγών για φυσική παράδοση την ημέρα εκπλήρωσης φυσικής παράδοσης, μετά τη λήξη της προθεσμίας υποβολής εντολών συναλλαγών στην αγορά επόμενης ημέρας, λαμβάνοντας υπόψη τις ποσότητες ενέργειας που έχουν δεσμευτεί μέσω διενέργειας συναλλαγών επί προθεσμιακών προϊόντων ηλεκτρικής ενέργειας τις οποίες έχουν πραγματοποιήσει, τα αποτελέσματα της αγοράς επόμενης ημέρας, καθώς και τυχόν περιορισμούς που έχουν προκύψει από την αγορά εξισορρόπησης. Οι συμμετέχοντες δύνανται να προβαίνουν σε συναλλαγές προκειμένου να ελαχιστοποιήσουν την απόκλιση της καθαρής θέσης τους που προκύπτει από τις συναλλαγές σε όλες τις αγορές, από τις πωλούμενες/αγορασθείσες ποσότητες σε πραγματικό χρόνο. [19], [20], [21], [22]

Η διαχείριση της ενδο-ημερήσιας αγοράς γίνεται από τον ΟΔΑΗΕ σε συνεργασία με τον ΑΔΜΗΕ.

Η υλοποίηση γίνεται σε τέσσερα στάδια:

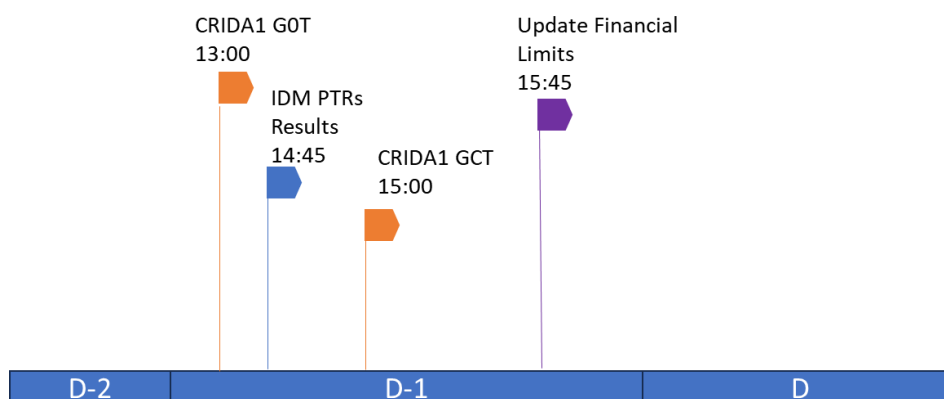
1. Με τις τοπικές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες (Local Intraday Auctions – LIDAs)
2. Με τις συμπληρωματικές περιφερειακές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες (Complementary Regional Intraday Auctions – CRIDAs)
3. Με τις ευρωπαϊκές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες (European Coupling -IDAs)
4. Με την συνεχή ενδο-ημερήσια συναλλαγή (Continuous trading – XBID)

Ο τρόπος λειτουργίας τόσο των τοπικών ενδο-ημερήσιων δημοπρασιών όσο και των συμπληρωματικών ενδο-ημερήσιων δημοπρασιών (που εφαρμόζονται σήμερα) είναι

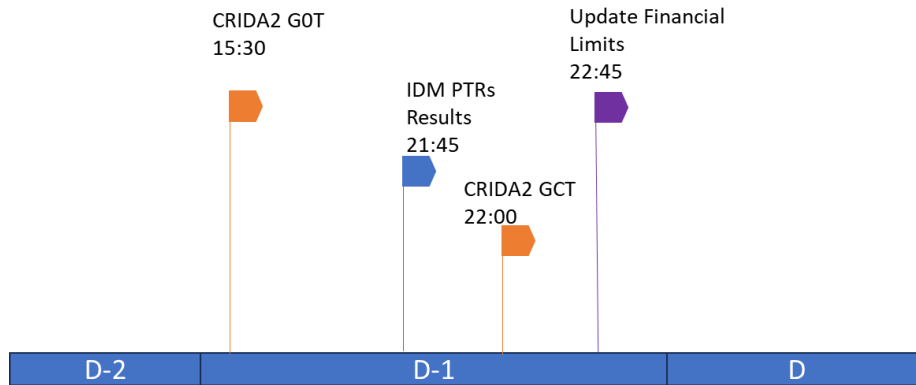
κοινός με τον τρόπο λειτουργίας της αγοράς επόμενης μέρας. Οι διαφορές είναι πως οι περιφερειακές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες διενεργούνται σε μια περιφέρεια σύζευξης η οποία αποτελείται από 2 ή περισσότερες ζώνες προσφορών, οι τύποι εντολών είναι περιορισμένοι σε σχέση με την αγορά επόμενης μέρας και προφανώς ότι ισχύουν άλλα χρονικά παράθυρα.

Η Ελλάδα βρίσκεται στη φάση όπου διενεργούνται συμπληρωματικές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες (CRIDAs) και συνεχή συναλλαγή (XBID). Σε επίπεδο συμπληρωματικών περιφερειακών ενδο-ημερήσιων δημοπρασιών, η Ελλάδα είναι συζευγμένη μόνο με την Ιταλία ενώ σε επίπεδο συνεχούς συναλλαγής η Ελλάδα είναι συζευγμένη και με την Ιταλία και με τη Βουλγαρία.

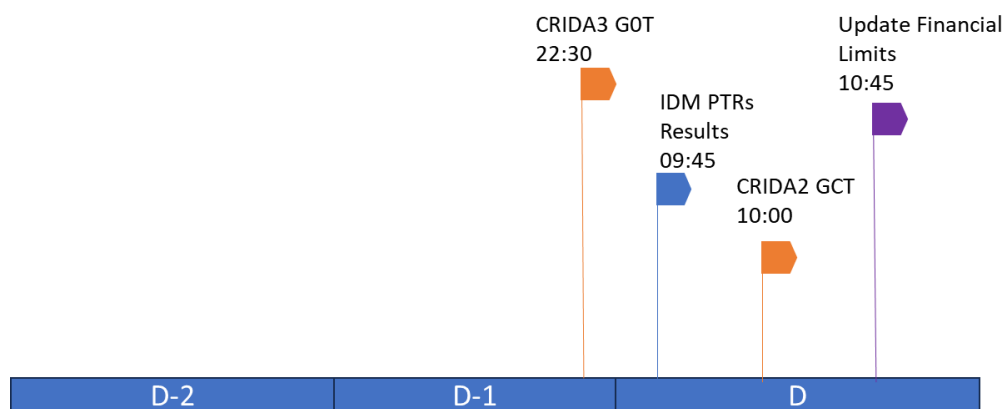
Πιο συγκεκριμένα οι συμπληρωματικές περιφερειακές ενδο-ημερήσιες δημοπρασίες είναι τρεις (CRIDA 1, CRIDA 2, CRIDA 3). Η CRIDA1 ανοίγει λίγες ώρες μετά το κλείσιμο της προημερήσιας αγοράς. Μόλις κλείσει η CRIDA1, λίγο μετά ανοίγει η CRIDA2 και αντίστοιχα και η CRIDA3. Η πρώτη και δεύτερη τοπική ενδο-ημερήσια δημοπρασία ολοκληρώνονται και αυτές την προηγούμενη ημέρα. Στις CRIDA1 και CRIDA2 οι συμμετέχοντες μπορούν να υποβάλλουν προσφορές και για τις 24 αγοραίες χρονικές μονάδες της μέρας παράδοσης D, ενώ στη CRIDA3 μόνο για τις τελευταίες 12.



Σχήμα 4.5. Χρονοδιάγραμμα CRIDA1 ώρες CET

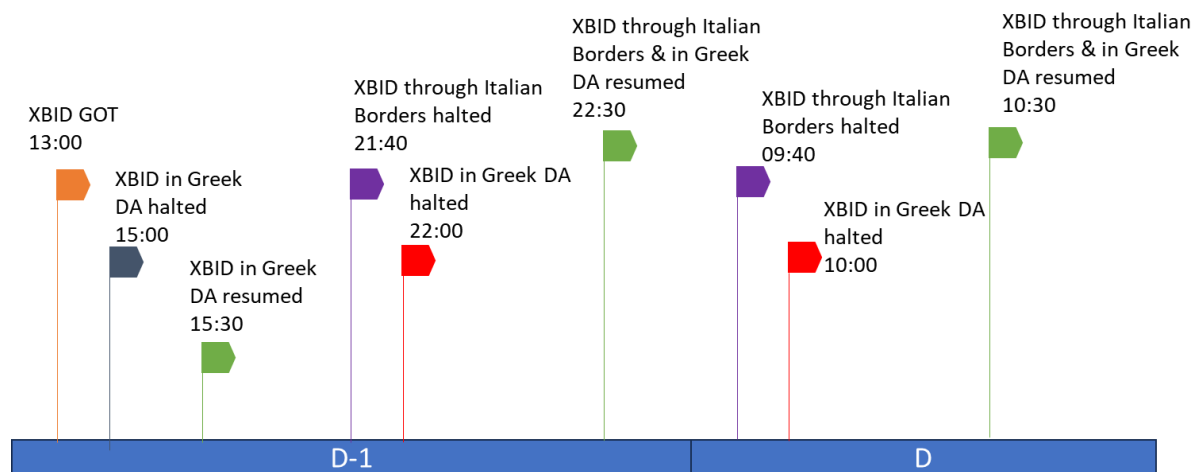


Σχήμα 4.6. Χρονοδιάγραμμα CRIDA2 ώρες CET



Σχήμα 4.7. Χρονοδιάγραμμα CRIDA3 ώρες CET

Η συνεχής συναλλαγή πρόκειται για ένα σύστημα συναλλαγών παρόμοιο με το χρηματιστήριο αξιών. Όπως παρουσιάζεται και στην παρακάτω εικόνα οι συναλλαγές σε αυτήν την αγορά ξεκινάνε λίγο μετά το κλείσιμο της προ-ημερησίας αγοράς και συνεχίζονται μέχρι και μια ώρα πριν την ώρα φυσικής παράδοσης.



Σχήμα 4.8. Χρονοδιάγραμμα XBID ώρες CET

#### 4.3.4 Αγορά εξισορρόπησης

Η Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market) διακρίνεται σε τρεις επιμέρους αγορές:

- Η Αγορά Ισχύος Εξισορρόπησης
- Η Αγορά Ενέργειας Εξισορρόπησης
- Η Εκκαθάριση Αγοράς Εξισορρόπησης

, τις οποίες και διαχειρίζεται ο ΑΔΜΗΕ. Οι Συμμετέχοντες έχουν υποχρέωση υποβολής προσφορών με υποχρέωση φυσικής παράδοσης για το σύνολο της διαθέσιμης ισχύος τους, τόσο στην αγορά ενέργειας εξισορρόπησης όσο και στην αγορά ισχύος εξισορρόπησης. [19], [20], [21], [23]

Η υλοποίηση γίνεται σε δύο στάδια:

- 1) Αρχικά εσωτερική Αγορά Εξισορρόπησης
- 2) Pan European Balancing Energy Market (Σε 2ο στάδιο με βάση τους κανόνες του Ευρωπαϊκού Κώδικα Εξισορρόπησης)

Προτού προχωρήσουμε, είναι σκόπιμο να αναφέρουμε πως στις πρώτες δύο αγορές συμμετέχουν υποχρεωτικά οι παραγωγοί από συμβατικές μονάδες και έχουν το δικαίωμα να συμμετέχουν και άλλες μονάδες παραγωγής ή κατανάλωσης οι οποίες μπορούν να μεταβάλλουν την παραγωγή ή κατανάλωση τους κατά βούληση, όπως για παράδειγμα θερμοηλεκτρικά εργοστάσια ή ανεμογεννήτριες με pitch (κατανεμόμενες μονάδες). Αυτές οι οντότητες που παρέχουν αυτές τις υπηρεσίες λέγονται Πάροχοι υπηρεσιών εξισορρόπησης (**Balance Service Providers – BSP**).

Οι Πάροχοι Υπηρεσιών Εξισορρόπησης δύνανται να υποβάλλουν τις παρακάτω προσφορές για τις Οντότητες Υπηρεσιών Εξισορρόπησης που εκπροσωπούν:

- Ανοδικές και καθοδικές Προσφορές Εφεδρείας Διατήρησης Συχνότητας (ΕΔΣ)
- Ανοδικές και καθοδικές Προσφορές Χειροκίνητης Εφεδρείας Αποκατάστασης Συχνότητας (χΕΑΣ)
- Ανοδικές και καθοδικές Προσφορές Αυτόματης Εφεδρείας Αποκατάστασης Συχνότητας (αΕΑΣ)
- Ανοδικές και καθοδικές Προσφορές Ενέργειας Εξισορρόπησης

Στην τελευταία αγορά συμμετέχουν υποχρεωτικά όλοι και χρεώνονται για τις αποκλίσεις τους από το σύνολο των προσφορών τους που έγιναν αποδεκτές σε όλες τις αγορές. Αυτές οι οντότητες λέγονται οντότητες με ευθύνη εξισορρόπησης (**Balance Responsible Party – BRP**).

Παρακάτω παρουσιάζεται συνοπτικά η λειτουργία των αγορών αυτών:

➤ **Η Αγορά Ισχύος Εξισορρόπησης (για απαιτήσεις εφεδρειών)**

Η ελληνική Αγορά Εξισορρόπησης λειτουργεί με το μοντέλο της κεντρικής κατανομής (Central Dispatch) των μονάδων, το οποίο χειρίζεται ο Διαχειριστή του Συστήματος Μεταφοράς (ΑΔΜΗΕ) μέσω της εκτέλεσης Διαδικασιών Ενοποιημένου Παραγραμματισμού (ΔΕΠ). Σκοπός των ΔΕΠ είναι η εξασφάλιση των απαραίτητων πόρων εξισορρόπησης προκαταβολικά, μέσω της διαμόρφωσης ενός προγράμματος κατανομής των οντοτήτων εξισορρόπησης.

➤ **Η Αγορά Ενέργειας Εξισορρόπησης (για ισοζύγιο παραγωγής-ζήτησης)**

Η αγορά ενέργειας εξισορρόπησης είναι γνωστή και ως αγορά πραγματικού χρόνου, καθώς σε αυτή εξισορροπείται η προσφορά και η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Οι συμμετέχοντες δίνουν προσφορές προϊόντων εξισορρόπησης. Ο ΑΔΜΗΕ λαμβάνοντας υπόψη τα αποτελέσματα των προγραμμάτων των υπόλοιπων αγορών και εκτιμώντας τις ανάγκες του συστήματος, επιλέγει τη πιο οικονομική λύση. Η Αγορά Ενέργειας Εξισορρόπησης περιλαμβάνει τη Διαδικασία χειροκίνητης ΕΑΣ και τη Διαδικασία αυτόματης ΕΑΣ.

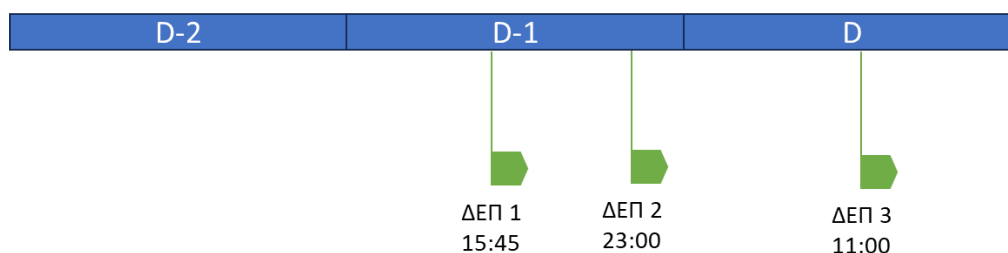
➤ **Η Εκκαθάριση Αγοράς Εξισορρόπησης**

Με την Εκκαθάριση της Αγοράς Εξισορρόπησης πραγματοποιείται επίσης ο υπολογισμός των ποσοτήτων ενέργειας και ισχύος και ο υπολογισμός της αξίας των χρεώσεων και πιστώσεων των Συμμετεχόντων στο πλαίσιο της Αγοράς Ισχύος και Ενέργειας Εξισορρόπησης.

Επίσης περιλαμβάνει τη διαδικασία εκκαθάρισης αποκλίσεων, η οποία αφορά στον υπολογισμό των ποσοτήτων και χρεοπιστώσεων αποκλίσεων από τα προγράμματα που προκύπτουν από τις προηγούμενες χρονικά αγορές ή τις Εντολές Κατανομής που εκδίδονται από τον ΑΔΜΗΕ για τα συμβαλλόμενα μέρη με Ευθύνη Εξισορρόπησης.

Αναφορικά με το χρονοδιάγραμμα της αγοράς εξισορρόπησης ισχύουν τα εξής:

Οι συμμετέχοντες (συγκεκριμένα BSPs) δύνανται να υποβάλλουν προσφορές για την ισχύ και την ενέργεια εξισορρόπησης από τις 13:00 μέχρι τις 15:45 της προηγούμενης ημέρας (D-1) για κάθε ημίωρη περίοδο κατανομής. Μετά την λήξη της υποβολής προσφορών, ο διαχειριστής εκτελεί την διαδικασία ενοποιημένου προγραμματισμού (ΔΕΠ).



Σχήμα 4.9. Χρονοδιάγραμμα Balancing Αγοράς ώρες CET



## **Κεφάλαιο 5**

### **Μέθοδοι και Μοντέλα Πρόβλεψης**

Η πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας (EPF) διαδραματίζει ζωτικό ρόλο στην ενεργειακή βιομηχανία, παρέχοντας πολύτιμες πληροφορίες για τους συμμετέχοντες στην αγορά, τους διαχειριστές δικτύων, τους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής και την ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

Ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντα, οι προβλέψεις μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις ευρείες κατηγορίες. [24], [25]

- Οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις (short-term forecasts), οι οποίες αφορούν προβλέψεις για μερικά λεπτά μέχρι και μερικές ημέρες. Είναι πολύ σημαντικές για τις καθημερινές δραστηριότητες των συμμετεχόντων. Παραγωγοί και καταναλωτές μπορούν να βελτιστοποιήσουν την στρατηγική της τιμολόγησης των προσφορών που και να αντισταθμίσουν το ρίσκο που εμφανίζεται λόγω της υψηλής μεταβλητότητας της τιμής εκκαθάρισης. Επίσης αν κάποιος καταναλωτής διαθέτει δυνατότητα ιδιοπαραγωγής, μπορεί να χρησιμοποιήσει τα δικά του μέσα παραγωγής ΗΕ για να προστατευτεί από υψηλές τιμές στο ΧΕ, αν προβλέψει με ακρίβεια τότε αυτές θα εμφανιστούν.
- Οι μεσοπρόθεσμες (medium-term forecasts), οι οποίες αφορούν προβλέψεις αφορούν προβλέψεις για μερικές ημέρες μέχρι και μερικούς μήνες. Χρησιμοποιούνται για τη σύνταξη οικονομικών ισολογισμών και τη διαχείριση ρίσκου. Επίσης μπορούν να ληφθούν αποφάσεις για βελτιστοποιήσουν τα ποσά ενέργειας που πρέπει να πουλήσουν ή να αγοράσουν μέσω διμερών συμφωνιών και τα ποσά ενέργειας που πρέπει να διαθέσουν ή να αγοράσουν μέσω του ΧΕ.
- Οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις (long-term forecasts), οι οποίες αφορούν προβλέψεις για μερικούς μήνες μέχρι και μερικά χρόνια. Αυτές, χρησιμοποιούνται για τη χάραξη στρατηγικής και επενδυτικών σχεδίων.

Οι ακριβείς προβλέψεις τιμών επιτρέπουν την αποτελεσματική λήψη αποφάσεων, τη διαχείριση κινδύνων και τη βελτιστοποίηση πόρων. Ιδιαίτερα οι άμεσοι συμμετέχοντες, δηλαδή οι παραγωγοί και οι προμηθευτές βασίζονται στην πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας για να βελτιστοποιήσουν τη θέση τους, τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα. [24], [25]

## 5.1 Ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης

Οι μέθοδοι πρόβλεψης χωρίζονται σε ποιοτικές και ποσοτικές. Οι ποιοτικές μέθοδοι αποτελούν υποκειμενικές μεθόδους καθώς εκτελούνται από ειδικούς με βάση τη γνώση, την εμπειρία και τη διαίσθηση. Τέτοιες μέθοδοι είναι η έρευνα αγοράς, η εκτίμηση σεναρίων κ.α.

Από την άλλη σκοπία οι ποσοτικές μέθοδοι, οι οποίες και θα μας απασχολήσουν στην παρούσα μελέτη είναι αντικειμενικές και επαναλήψιμες καθώς βασίζονται σε μαθηματικά μοντέλα.

Για την εφαρμογή των ποσοτικών μεθόδων πρόβλεψης είναι απαραίτητη η χρήση αριθμητικών δεδομένων. Οι ποσοτικές τεχνικές όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, χαρακτηρίζονται από αμεροληψία και προκαθορισμένη μεθοδολογία. [24], [26], [27]

Οι ποσοτικές μέθοδοι πρόβλεψης διακρίνονται σε δύο κατηγορίες

### α) το μοντέλο χρονοσειρών

Το μοντέλο χρονοσειρών είναι το πιο διαδεδομένο είδος. Οι προβλέψεις παράγονται με την αναγνώριση του εν λόγω μοτίβου και την προέκτασή του στο μέλλον. Οι μέθοδοι που περιγράφονται με το συγκεκριμένο μοντέλο αποτελούν μια ιδιαίτερη κατηγορία των ποσοτικών μεθόδων και ονομάζονται μέθοδοι των χρονοσειρών. Σε αυτές συγκαταλέγονται η αποσύνθεση, η εξομάλυνση και τα μοντέλα ARIMA/SARIMA. Το μοντέλο των χρονοσειρών είναι εφικτό είναι να εφαρμοστεί θεωρώντας ότι το μοτίβο μπορεί να αναγνωρισθεί μονοσήμαντα με βάση τα ιστορικά δεδομένα και θεωρείται ότι θα διατηρηθεί σταθερό ώστε να οδηγήσει σε προβλέψεις ικανοποιητικές θεωρώντας ότι η εξέλιξη του υπό μελέτη μεγέθους θα ακολουθήσει τις τρέχουσες συνθήκες.

### β) το αιτιοκρατικό (ή επεξηγηματικό) μοντέλο (παλινδρόμηση)

Το αιτιοκρατικό μοντέλο βασίζεται στην κύρια υπόθεση ότι η εξαρτημένη μεταβλητή (υπό μελέτη μέγεθος) έχει σταθερή σχέση μεταξύ κάποιων παραμέτρων που το επηρεάζουν (ανεξάρτητες μεταβλητές). Στο μοντέλο αυτό προκύπτει η σχέση που συνδέει τις ανεξάρτητες μεταβλητές με την εξαρτημένη βάση των ιστορικών στοιχείων και με αντικατάσταση των μελλοντικών τιμών για τις ανεξάρτητες μεταβλητές παράγονται οι προβλέψεις για το υπό μελέτη μέγεθος. Για να εφαρμοστεί το εν λόγω μοντέλο είναι απαραίτητη η ύπαρξη ιστορικών δεδομένων όχι μόνο για το υπό εξέταση μέγεθος αλλά και για τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Η ανάλυση παλινδρόμησης είναι μία στατιστική διαδικασία για τον προσδιορισμό της μαθηματικής σχέσης που συνδέει την ανεξάρτητη με τις εξαρτημένες μεταβλητές. Η απλή παλινδρόμηση περιλαμβάνει μία μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή, για παράδειγμα την τιμή ή το μέγεθος της διαφήμισης σε μία συνάρτηση ζήτησης ενώ η πολλαπλή παλινδρόμηση περιλαμβάνει δύο ή περισσότερες μεταβλητές.

## 5.2 Χρονοσειρές

Οι χρονοσειρές αποτελούν ένα σύνολο διαδοχικών παρατηρήσεων της τιμής κάποιου μεγέθους. Όλες οι χρονοσειρές εμπεριέχουν κάποια βασικά χαρακτηριστικά από τα όποια αποτελούνται. Για την παραγωγή προβλέψεων, πρέπει να γίνει η ανάλυση αυτών των χαρακτηριστικών. Η ανάλυση των χρονοσειρών αφορά στην αποσύνθεση της διακύμανσης της χρονοσειράς σε τέσσερα συστατικά της στοιχεία: την τάση, την κυκλικότητα, την εποχικότητα και την τυχαιότητα (ακραίες τιμές). [27], [28]

- Η τάση (trend) είναι η μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου επιπέδου των τιμών μιας χρονοσειράς. Έτσι, η τάση των τιμών μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή σταθερή σε ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Συχνά, μπορεί να εκτιμηθεί από διάφορες οικογένειες καμπυλών, όπως μια ευθεία γραμμή ή μια εκθετική καμπύλη. Για να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα για το αν μια σειρά παρουσιάζει τάση ή όχι, θα πρέπει να έχουμε ένα ικανό αριθμό παρατηρήσεων και να εκτιμηθεί ένα κατάλληλο χρονικό διάστημα.
- Η κυκλικότητα (cyclic) αντιπροσωπεύει μια μεταβολή που εμφανίζεται λόγω εξωγενών παραγόντων κατά μεγάλες περιόδους. Οι περίοδοι αυτοί είναι μεγαλύτερες του έτους και συνήθως της τάξεως της πενταετίας και δεκαετίας, χωρίς όμως αυτό να σημαίνει ότι είναι σταθερού μήκους. Στις γραφικές παραστάσεις των χρονοσειρών παρουσιάζεται ως μια κυματοειδής γραμμή που κινείται ανάμεσα στην υψηλότερη και χαμηλότερη στάθμη. Η κυκλικότητα εμφανίζεται κυρίως σε οικονομικές χρονοσειρές, λόγω των ανόδων και των υφέσεων που παρουσιάζουν οι οικονομίες.
- Η εποχικότητα (seasonal) μπορεί να εκφραστεί σαν μια περιοδική διακύμανση που επηρεάζεται από εποχικούς παράγοντες και η οποία έχει σταθερό και μικρότερο ή ίσο μήκος ενός έτους. Για παράδειγμα, η ποσότητα κατανάλωσης του πετρελαίου θέρμανσης, η οποία είναι μεγαλύτερη κατά τους χειμερινούς μήνες κάθε έτους, παρουσιάζει εποχικότητα. Εφόσον, η εποχική διακύμανση παρουσιάζεται με συστηματικό τρόπο, είναι ένα χαρακτηριστικό εύκολα οπτικά αναγνωρίσιμο που μπορεί να μετρηθεί και να απομονωθεί, ώστε να μην επηρεάζει τα δεδομένα.
- Οι ακραίες τιμές (outliers) είναι οι απομονωμένες παρατηρήσεις που εμφανίζονται στο γράφημα κάποιας χρονοσειράς ως απότομες αλλαγές στο πρότυπο συμπεριφοράς της και οφείλονται σε κάποιο απρόβλεπτο γεγονός. Οι ακραίες τιμές είναι μη προβλέψιμες και η επίδρασή τους στην χρονοσειρά έχει μικρή χρονική διάρκεια. Η ερμηνεία τέτοιων παρατηρήσεων χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή, διότι απαιτείται θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική.

### 5.2.1 Στατιστική ανάλυση χρονοσειρών

➤ Μέση τιμή

Η μέση τιμή ή αναμενόμενη τιμή μιας χρονοσειράς  $Y_i$  δίνεται από την σχέση:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n}$$

➤ Τυπική απόκλιση

Η Τυπική απόκλιση (Standard Deviation), η οποία ονομάζεται και ως διασπορά μιας και είναι ένας δείκτης του βαθμού διασποράς των παρατηρήσεων γύρω από την μέση τιμή.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu)^2}{n}}$$

➤ Διακύμανση

Η Διακύμανση (Variance) εκφράζεται ως το τετράγωνο της τυπικής απόκλισης.

$$VAR(Y_i) = \sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu)^2}{n}$$

➤ Συνδιακύμανση

Συνδιακύμανση (Covariance), η οποία για δύο διακριτές τυχαίες μεταβλητές  $X$  και  $Y$ , δίνει ένα μέτρο συσχέτισης μεταξύ δύο περιοχών δεδομένων, με αποτέλεσμα να ορίζει το αν οι μεταβλητές μεταβάλλονται ανάλογα (θετική συνδιακύμανση), αντιστρόφως ανάλογα (αρνητική συνδιακύμανση), ή αν οι μεταβλητές είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους (μηδενική συνδιακύμανση).

$$COV(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu_y) \times (X_i - \mu_x)}{n}$$

➤ Συντελεστής αυτοσυσχέτισης

Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης είναι ένας στατιστικός δείκτης ο οποίος χρησιμοποιείται στην ανάλυση χρονοσειρών για τον καθορισμό της τυχαιότητας ή μη της χρονοσειράς και η εκτίμησή του αποδεικνύεται εξαιρετικά χρήσιμη στον προσδιορισμό της εποχιακής συμπεριφοράς μιας σειράς παρατηρήσεων. Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης υστέρησης  $k$  μας δείχνει κατά πόσο η τιμή της χρονοσειράς σε μία περίοδο εξαρτάται στη γενική περίπτωση από την τιμή της παρατήρησης  $k$  περιόδων πίσω. Παίρνει τιμές στο εύρος  $[-1, 1]$ . από  $+1$  έως  $-1$ , οι οποίες δηλώνουν απόλυτα θετική και αρνητική γραμμική συσχέτιση αντίστοιχα.

Αν ο συντελεστής είναι κοντά μηδέν τότε δεν υπάρχει καμία συσχέτιση μεταξύ των δύο παρατηρήσεων.

$$\rho_k = \frac{\sum_{i=1+k}^n (Y_i - \mu_y) \times (Y_{i-k} - \mu_y)}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \mu_y)^2}$$

➤ Συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης

Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης (Partial Autocorrelation Coefficient), ο οποίος αποτελεί ένδειξη της συσχέτισης της τιμής μιας χρονοσειράς με την τιμή της παρατήρησης  $k$  περιόδων στο παρελθόν, χωρίς όμως να λαμβάνεται υπόψη η επίδραση των ενδιάμεσων τιμών.

Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης υστέρησης  $k$  δείχνει κατά πόσο η τιμή της χρονοσειράς σε μία περίοδο εξαρτάται από την τιμή της παρατήρησης  $k$  περιόδων πίσω, μη λαμβάνοντας υπόψη την επίδραση που μπορεί ενδεχομένως να επιφέρουν οι τιμές που παρεμβάλλονται.

Για τιμή του  $k = 1$ , ταυτίζεται με τον συντελεστή αυτοσυσχέτισης και παίρνει και αυτός τιμές στο διάστημα  $[-1, 1]$ , οι οποίες δηλώνουν απόλυτα θετική και αρνητική γραμμική συσχέτιση αντίστοιχα.

$$\varphi_{11} = \rho_1$$

$$\varphi_{22} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

$$\varphi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{k-1,j} \times \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{k-1,j} \times \rho_j}, \text{ για } k=3, \dots$$

$$\varphi_{kj} = \varphi_{k-1,j} - \varphi_{kk} \times \varphi_{k-1,k-j}, \text{ για } k=2, \dots \text{ και } j=1, \dots, k-1$$

Φτιάχνοντας το γράφημα της αυτοσυσχέτισης συναρτήσεως της καθυστέρησης  $k$ , το οποίο ονομάζεται συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (autocorrelation function – ACF), και το γράφημα της μερικής αυτοσυσχέτισης συναρτήσεως της καθυστέρησης  $k$ , το οποίο ονομάζεται συνάρτηση μερικής αυτοσυσχέτισης (partial autocorrelation function – PACF) μπορεί κανείς να βγάλει συμπεράσματα για τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς.

➤ Στασιμότητα

Στασιμότητα σε μια χρονοσειρά σημαίνει ότι τα χαρακτηριστικά της χρονοσειράς δε διαφοροποιούνται με το χρόνο. Μόνο τότε η χρονοσειρά αποδεσμεύεται από την έννοια του χρόνου και μπορεί να μελετηθεί στοχαστικά.

Σημειώνεται πως στοχαστική διαδικασία είναι ένα σύνολο τυχαίων μεταβλητών  $\{Y_t, t \in T\}$  ορισμένων στον ίδιο χώρο πιθανότητας.

Σαν στοχαστική διαδικασία μια χρονοσειρά μπορεί να χαρακτηριστεί από τη συνάρτηση κατανομής της. Επειδή όμως η συνάρτηση κατανομής είναι ουσιαστικά αδύνατο να προσδιορισθεί, γι' αυτό ορίζουμε τη διαδικασία με βάση τις πρώτες και δεύτερες ροπές της, δηλαδή χρησιμοποιώντας για κάθε χρονική στιγμή τους μέσους όρους  $\mu_t = E(Y_t)$ , τις διακυμάνσεις,  $\sigma_t^2 = \text{Var}(Y_t)$  και τις αυτοσυνδιακυμάνσεις,  $\gamma_{t,s} = \text{Cov}(Y_t, Y_s)$  για  $t \neq s$ .

Η συνθήκη ασθενούς στασιμότητας (weak stationarity ή στασιμότητα β' τάξης) περιορίζεται συνήθως στη διατήρηση της μέσης τιμής, της πεπερασμένης διασποράς και αυτοδιακύμανσης που εξαρτάται μόνο από το χρονική διαφορά.

$$\mu_t = \text{const} \quad \forall t$$

$$\text{VAR}(Y_t) = \text{const} < \infty \quad \forall t$$

$$\gamma_k = \text{COV}(Y_t, Y_{t-k}) = \text{COV}(Y_t, Y_{t+k})$$

Η αυστηρή στασιμότητα (strict stationarity) ορίζεται μαθηματικά ως η διατήρηση στο χρόνο  $t$  της κοινής κατανομής των  $\{Y_t, Y_{t+1}, \dots, Y_{t+\tau}\}$  για κάποιο αυθαίρετο παράθυρο υστερήσεων  $\tau$ .

Η μη-στασιμότητα αποτελεί σοβαρό πρόβλημα στην ανάλυση χρονοσειρών και ιδιαίτερα όταν προσπαθούμε να κάνουμε προβλέψεις.

Ο έλεγχος για στασιμότητα περιλαμβάνει μελέτη των γραφικών παραστάσεων ή στατιστικά τεστ.

Οι επικρατέστεροι στατιστικοί έλεγχοι είναι ο Dickey - Fuller (DF), ο επαυξημένος έλεγχος των Dickey - Fuller (Augmented Dickey - Fuller test) και ο έλεγχος Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS). Βασιζόμενοι στην μηδενική υπόθεση, υπολογίζεται η στατιστική σημαντικότητα (p-value) και ο στατιστικός δείκτης, και από τη σύγκριση των δύο προκύπτει αν ισχύει η καταρρίπτεται η μηδενική υπόθεση. Στην περίπτωση που εξακριβωθεί η μη στασιμότητα, χρησιμοποιούνται τεχνικές μετασχηματισμών και διαφορήσεων για την επίτευξή της.

### 5.3 Κλασικές μέθοδοι Στατιστικής πρόβλεψης-Μοντέλα ARIMA

Τα κλασικά μοντέλα στατιστικής πρόβλεψης βασίζονται κυρίως στην στατιστική ανάλυση χρονοσειρών.

Τα μοντέλα ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) αποτελούν στοχαστικά μοντέλα που μας επιτρέπουν να απεικονίσουμε τον τρόπο εξέλιξης ενός μεγέθους και, συνεπώς, να προβλέψουμε την τιμή του στο μέλλον. Αυτά τα μοντέλα είχαν εκτενή μελέτη από τους Box και Jenkins τη δεκαετία του '70 και αναφέρονται συχνά στη βιβλιογραφία με αυτό το όνομα. Όπως και άλλα στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών, τα μοντέλα ARIMA βασίζονται αποκλειστικά στα παλαιότερα δεδομένα του ενδιαφερομένου μεγέθους.

Αυτό αποτελεί ένα σημαντικό πλεονέκτημα, ιδίως όταν δεν έχουμε γνώση για τις εξωτερικές μεταβλητές που το επηρεάζουν ή δεν μπορούμε να τις λάβουμε υπόψη αμέσως. Παρόλα αυτά, υπάρχουν ορισμένα μειονεκτήματα στις προβλέψεις αυτές. Καταρχάς, υποθέτουν ότι το μοτίβο των τρεχουσών δεδομένων θα συνεχιστεί και στο μέλλον. Επίσης, κατά την ανάλυση και την παραγωγή προβλέψεων, δεν λαμβάνουν υπόψη ειδικά γεγονότα που μπορεί να συμβούν στο άμεσο μέλλον που επιθυμούμε να προβλέψουμε. Τέλος, ορισμένες από τις στατιστικές μεθόδους απαιτούν ένα μεγάλο όγκο ιστορικών δεδομένων, η συλλογή των οποίων δεν είναι πάντα εύκολη.

Το σημαντικότερο διαφορετικό χαρακτηριστικό μεταξύ των μοντέλων ARIMA και των άλλων μοντέλων χρονοσειρών είναι η εξαιρετική ευελιξία των πρώτων στον τρόπο που διαχειρίζονται τα ιστορικά δεδομένα. Αντί να υποθέτουν εξαρχής τον τρόπο εξέλιξης του ενδιαφερομένου μεγέθους, επιλέγουν από μια ευρεία γκάμα μηχανισμών τον πιο πιθανό να αποκαλύπτει τη σχέση μεταξύ κάθε παρατήρησης και των προηγούμενων της.

Κάθε μοντέλο ARIMA αντιπροσωπεύει έναν διαφορετικό μηχανισμό εξέλιξης, και η επιλογή του κατάλληλου γίνεται λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η αυτοσυσχέτιση μεταξύ διαδοχικών παρατηρήσεων, η ύπαρξη τάσης, η εποχικότητα και το σφάλμα πρόβλεψης. [28], [29]

### 5.3.1 Μοντέλα AR (Αυτοπαλινδρόμησης)

Το μοντέλο αυτό συσχετίζει την τρέχουσα τιμή της μεταβλητής που μελετάται, με τις τιμές σε προηγούμενους χρόνους της ίδιας μεταβλητής. Συγκεκριμένα ένα AR μοντέλο τάξης  $p$ , συνδέει την τρέχουσα τιμή, με τις  $p$  προηγούμενες παρατηρήσεις, θεωρώντας γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στην παρατήρηση της χρονοσειράς που εξετάζεται και στις προηγούμενες τιμές αυτής..

Το AR μοντέλο εκφράζει την απόκλιση από τον μέσο της μεταβλητής  $Y_t$  της διαδικασίας, σαν ένα πεπερασμένο σταθμισμένο άθροισμα των  $p$  προηγούμενων αποκλίσεων, συν μια τυχαία διακύμανση  $a_t$ .

Ένα τέτοιο μοντέλο  $p$  τάξης AR( $p$ ) αναπαρίσταται αλγεβρικά ως εξής:

$$Y_t = \lambda_0 + \lambda_1 * Y_{t-1} + \dots + \lambda_p * Y_{t-p} + a_t$$

όπου το  $\lambda_0$  ο συντελεστής του μοντέλου που εκφράζει το πόσο επηρεάζει η τιμή της παραμέτρου σε χρόνο  $t$  στο παρελθόν την τρέχουσα παρατήρηση και  $a_t$  είναι μια τυχαία διακύμανση (random shock) που δεν μπορεί να εκτιμηθεί (σφάλμα).

Για να είναι το μοντέλο μας κατάλληλο να περιγράψει επαρκώς την χρονοσειρά, κάνουμε την υπόθεση ότι τα σφάλματα είναι ανεξάρτητα και ισόνομα καταναμημένα, συγκεκριμένα ζητάμε να έχουν μέση τιμή 0 και σταθερή διασπορά ανεξάρτητη του  $t$ .

Ο αριθμός των υστερήσεων που συμπεριλαμβάνουμε λέγεται τάξη (order) του μοντέλου.

Αφού το  $\lambda_0$  μπορεί να θεωρηθεί ο μέσος όρος της σειράς, μπορούμε να θεωρήσουμε μια νέα χρονοσειρά  $Z_t$  που ισούται με την  $Y_t - \mu$ , δηλαδή εκφράζει τις αποκλίσεις των παρατηρήσεων από το μέσο.

Μπορούμε να φέρουμε την μορφή της εξίσωσης παραπάνω στην ισοδύναμη της:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$



### 5.3.2 Μοντέλα MA (Κινητού Μέσου)

Στα Μοντέλα Κινούμενου Μέσου (Moving Average - MA) τάξης  $q$ , λαμβάνουμε υπόψη όχι τις προηγούμενες τιμές των παρατηρήσεων, αλλά τις  $q$  προηγούμενες διακυμάνσεις (σφάλματα). Δηλαδή εκτιμάμε την τιμή βάση των προηγούμενων  $q$  σφαλμάτων του μοντέλου.

Τα μοντέλα κινητού μέσου  $MA(q)$  όρου θεωρούν γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στην παρατήρηση της χρονοσειράς που εξετάζεται και στα σφάλματα που εμφάνισε το μοντέλο MA σε προηγούμενες περιόδους.

Ένα τέτοιο μοντέλο γράφεται αλγεβρικά ως εξής:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

όπου  $\theta_j, j = 0, \dots, q$  είναι οι συντελεστές του μοντέλου και  $\varepsilon_t$  είναι μία διαδικασία λευκού θορύβου.

Ο αριθμός των υστερήσεων που συμπεριλαμβάνουμε λέγεται τάξη (order) του μοντέλου Κινητού Μέσου.

Όπως και στην περίπτωση των AR μοντέλων, μπορούμε να μετατρέψουμε την μεταβλητή  $Y_t$  στην μεταβλητή  $Z_t$  αφαιρώντας από τις μετρήσεις τον μέσο της διαδικασίας. Δηλαδή η τιμές της  $Z_t$  εκφράζουν τις αποκλίσεις από τον μέσο όρο. Μπορούμε δηλαδή να γράψουμε την εξίσωση που περιγράφει το μοντέλο ως εξής:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

### 5.3.3 Μοντέλα ARMA (Μικτά αυτοπαλίνδρομικά/κινητού μέσου όρου)

Σε κάποιες περιπτώσεις υποθέτουμε πως εξωγενείς παράγοντες σε προηγούμενους χρόνους μπορούν επίσης να επηρεάζουν τη μεταβλητή της χρονοσειράς τη χρονική στιγμή  $t$ . Συμπεριλαμβάνοντας και το μέρος του κινητού μέσου (MA), το γενικό γραμμικό μοντέλο για την πρόβλεψη στάσιμης χρονοσειράς είναι ARMA (AutoRegressive Moving Average) που δίνεται από τη σχέση:

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Το μέρος (AR) είναι τάξης  $p$  και το μέρος του κινητού μέσου (MA) είναι τάξης  $q$  και το μοντέλο συμβολίζεται ARMA( $p, q$ ).

### 5.3.4 Μοντέλα ARIMA

Ένα μοντέλο ARMA(p,q) μπορεί να εφαρμοστεί σε μία χρονοσειρά που χαρακτηρίζεται ως στάσιμη. Σχεδόν πάντα οι φυσικές χρονικές σειρές παρουσιάζουν μία αξιόλογη τάση, περιοδικότητα ή και τα δύο. Έτσι, εισάγοντας στην εξίσωση και τα μοντέλα διαφορίσης για τη διασφάλιση της στασιμότητας, προκύπτουν τα μοντέλα ARIMA(p,d,q), όπου:

- $p$ : η τάξη των αυτοπαλινδρομικών όρων,
- $q$ : η τάξη των όρων κινητού μέσου,
- $d$ : η τάξη ολοκλήρωσης (πόσες φορές πρέπει να διαφορίσουμε την εν λόγω χρονολογική σειρά για να γίνει στάσιμη)

Οι συντελεστές του μοντέλου (p,d,q) περιγράφουν τον βαθμό των παραπάνω διαδικασιών. Σκοπός είναι η επιλογή αυτών των χαρακτηριστικών που θα μας δώσει το κατάλληλο μοντέλο για να περιγράψουμε τα δεδομένα μας και να προβλέψουμε την εξέλιξή τους.

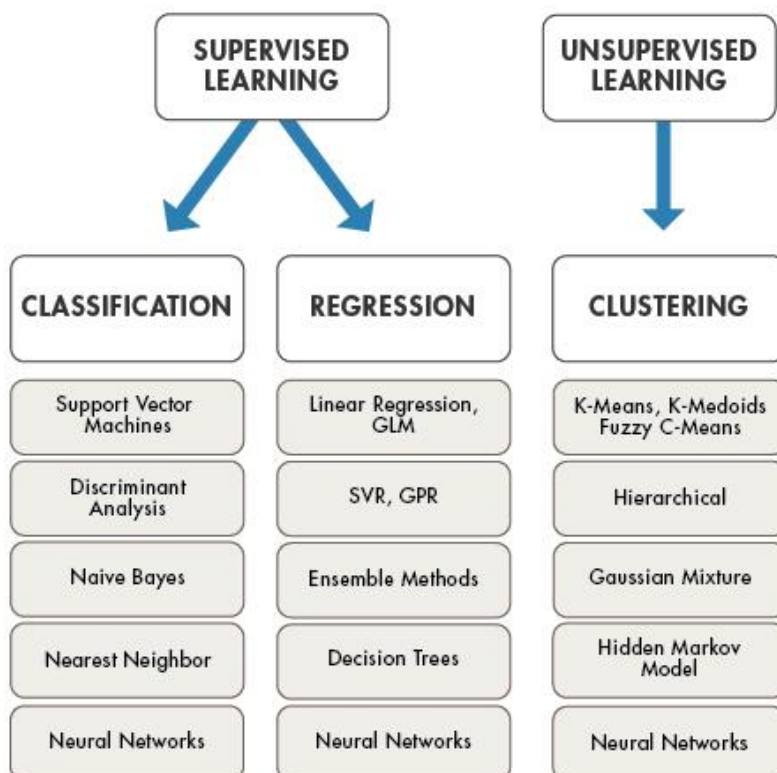
Όταν δύο από τους τρεις όρους είναι μηδέν, το μοντέλο μπορεί να αναφέρεται βάσει της μη μηδενικής παραμέτρου, αφαιρώντας τα "AR", "I" ή "MA" από το ακρωνύμιο που περιγράφει το μοντέλο. Για παράδειγμα, το ARIMA(1, 0, 0) είναι AR(1), ARIMA(0, 1, 0) είναι I(1), και το ARIMA(0, 0, 1) είναι MA.

Αναλυτικά το μοντέλο έχει την μορφή:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (\mu\epsilon \quad Z_t = dY_t)$$

## 5.4 Μέθοδοι προβλέψεων με τεχνικές μηχανικής μάθησης

Με τον όρο μηχανική μάθηση αναφερόμαστε στο πεδίο της επιστήμης των υπολογιστών, το οποίο ασχολείται με την κατασκευή αλγορίθμων που μαθαίνουν από δεδομένα και μπορούν να κάνουν προβλέψεις σχετικά με αυτά. Οι βασικότερες κατηγορίες παρουσιάζονται στο παρακάτω γράφημα. [29],[30],[31],[32],[33]



Σχήμα 5.1. Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Κύριο πλεονέκτημα των τεχνικών μηχανικής μάθησης είναι η ευελιξία τους και η ικανότητά τους να διαχειρίζονται πολύπλοκες, μη-γραμμικές σχέσεις. Τα χαρακτηριστικά αυτά τα κάνουν φαίνονται πολλά υποσχόμενα για την επιτυχή τους εφαρμογή στο πρόβλημα της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης της οριακής τιμής ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι χρονοσειρές μπορούν μετατραπούν σε προβλήματα επιβλεπόμενης εκπαίδευσης. Αυτό γίνεται με την αφαίρεση της μεταβλητής χρόνου από τα δεδομένα τελείως ή με την έμμεση ενσωμάτωσή της στα παραδείγματα μέσω επιπλέον χαρακτηριστικών. Για παράδειγμα μπορεί να προστεθεί σαν χαρακτηριστικό η τιμή της μεταβλητής προς πρόβλεψη της προηγούμενης χρονικής στιγμής. Στα προβλήματα τύπου παλινδρόμησης μπορούν να προστεθούν και επιπλέον ανεξάρτητες μεταβλητές στις εισόδους του μοντέλου, ως παράμετροι που επηρεάζουν την έξοδο.

Μετά από αυτή την μετατροπή, μπορεί να εφαρμοστεί οποιοσδήποτε αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης για την εκπαίδευση ενός μοντέλου. Τα περισσότερα από αυτά τα μοντέλα αξιοποιούν τα παραδείγματα ανεξάρτητα το ένα με το άλλο υπάρχουν όμως και μοντέλα που αξιοποιούν την αλληλοδιαδοχή αυτών, όπως τα Επαναληπτικά Νευρωνικά Δίκτυα. Η μεγάλη διαφορά των μοντέλων αυτών είναι πως μπορούν να εκμεταλλευτούν και διάφορες άλλες πληροφορίες και να τις ενσωματώσουν στον μηχανισμό πρόβλεψής τους. Η προσέγγιση αυτή στην ανάλυση και πρόβλεψη χρονοσειρών συνήθως αποτελεί μια πιο δυνατή και ευέλικτη μέθοδο από τις κλασικές στατιστικές τεχνικές, όπως οι ARIMA και ARMA.

Οι πιο συχνές κατηγορίες τεχνικών υπολογιστικής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα βραχυπρόθεσμων προβλέψεων είναι:

- Η γραμμική παλινδρόμηση
- Τα δέντρα αποφάσεων (Random Decision Forest Trees)
- Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks)
- Τα επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα (RNN, LSTM)

Όπως και στο πρόβλημα της πρόβλεψης φορτίου, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) είναι αυτά τα οποία έχουν λάβει την περισσότερη προσοχή.

### 5.4.1 Μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης

Η ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis) είναι ένα σύνολο στατιστικών διαδικασιών που έχουν ως στόχο να συλλάβει και να αποτυπώσει συσχετίσεις μεταξύ δεδομένων με στόχο τόσο την εξήγηση όσο και την πρόβλεψη των τιμών των μεταβλητών. Ειδικότερα, η ανάλυση παλινδρόμησης έχει ως στόχο τον προσδιορισμό της σχέσης μεταξύ μίας μεταβλητής που απαιτητάς πρέπει να λαμβάνει συνεχείς αριθμητικές τιμές και καλείται εξαρτημένη μεταβλητή και μίας ή περισσότερων άλλων μεταβλητών, που καλούνται ανεξάρτητες μεταβλητές και οι οποίες μπορεί να είναι οποιουδήποτε τύπου δεδομένων.

Η σχέση της εξαρτημένης και των ανεξάρτητων μεταβλητών συλλαμβάνεται με τη μορφή εξίσωσης μεταξύ των μεταβλητών αυτών, που καλείται εξίσωση παλινδρόμησης ή μοντέλο παλινδρόμησης. Η σχέση που αναζητείται μεταξύ των μεταβλητών αυτών, συλλαμβάνεται από αυτήν ακριβώς την εξίσωση και κατά συνέπεια στόχος της παλινδρόμησης είναι η αναζήτηση της εξίσωσης εκείνης που καλύτερα απ' όλες συλλαμβάνει την πραγματική σχέση των μεταβλητών αυτών.

Στην εξίσωση παλινδρόμησης, συνηθίζεται η εξαρτημένη μεταβλητή να εμφανίζεται στο αριστερό σκέλος της ενώ οι ανεξάρτητες μεταβλητές εμφανίζονται στο δεξί.

Αν το πλήθος των ανεξαρτήτων μεταβλητών σε μία συνάρτηση παλινδρόμησης είναι παραπάνω από δύο, τότε μιλάμε για ένα μοντέλο πολλαπλής παλινδρόμησης (multiple regression model).

$$Y = b_0 + b_1 \times x_1 + \dots + b_k \times x_k + e$$

Η μεταβλητή  $Y$  εκφράζει την εξαρτημένη μεταβλητή, ενώ οι μεταβλητές  $x_1, x_2, \dots, x_k$  εκφράζουν τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Οι συντελεστές  $b_0, b_1 \dots b_k$  είναι σταθερές παράμετροι. Τέλος, το  $e$  δηλώνει τον τυχαίο παράγοντα, ο οποίος θεωρείται κανονικά κατανοημένος γύρω από το μηδέν.

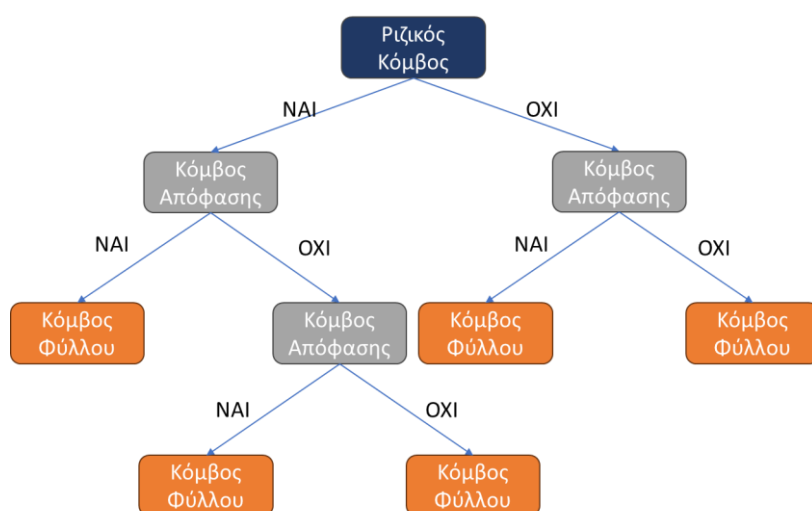
Εξαιτίας της αναγκαίας ύπαρξης των δεδομένων εκπαίδευσης για τον προσδιορισμό των παραμέτρων παλινδρόμησης  $b, e$  η παλινδρόμηση ανήκει στην κατηγορία μοντέλων επιβλεπόμενης μάθησης.

Η εξίσωση της πολλαπλής παλινδρόμησης είναι γραμμική ως προς τους συντελεστές. Οι τιμές των λόγω συντελεστών μπορεί να προκύψει με την εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων.

## 5.4.2 Δέντρα Αποφάσεων

Μια κατηγορία της οικογένειας των αλγορίθμων επιβλεπόμενης μάθησης, που χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων παλινδρόμησης είναι αυτή των Δέντρων Απόφασης (Decision Trees). Ένα δέντρο απόφασης είναι ένα μη-παραμετρικό προγνωστικό μοντέλο το οποίο μπορεί να έχει τον ρόλο ενός ταξινομητή (classifier) ή μιας μηχανής παλινδρόμησης (regressor). [34]

Κάθε δέντρο αποφάσεων κατασκευάζεται ξεκινώντας από τον ριζικό κόμβο. Κάθε κόμβος μπορεί να χωριστεί σε δύο ή περισσότερους κόμβους, οι οποίοι μπορούν να χωριστούν περαιτέρω. Οι ενδιάμεσοι κόμβοι ονομάζονται κόμβοι απόφασης, ενώ οι τελικοί κόμβοι ονομάζονται κόμβοι φύλλου. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης χωρίζει τους κόμβους μέχρι η έξοδος να προσεγγίσει την τιμή στόχο ή μέχρι τα φύλλα να μην προσδίδουν έξτρα πληροφορία.



Σχήμα 5.2. Τρόπος Δόμησης Δένδρου Απόφασης

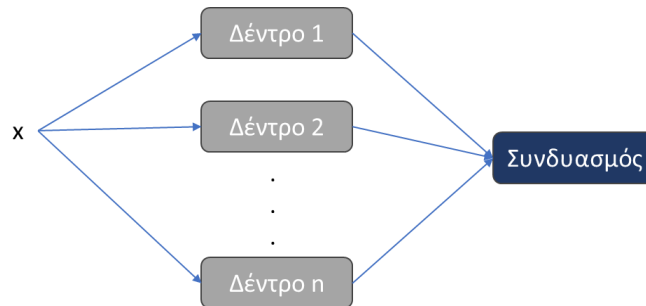
Το βασικό μειονέκτημα είναι, πως αυτός ο τρόπος κατασκευής μπορεί να οδηγήσει σε μεγάλα δέντρα με πολλούς κόμβους και στα οποία εμφανίζεται το φαινόμενο της υπερ-προσαρμογής στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Για να αντιμετωπιστεί αυτή η υπερφόρτωση και κατ' επέκταση η υπερ-προσαρμογή του δέντρου, ακολουθείται μια διαδικασία γνωστή και ως «κλάδεμα» του δέντρου αποφάσεων. Το «κλάδεμα» του δέντρου αποφάσεων είναι η διαδικασία αφαίρεσης των κόμβων απόφασης, ξεκινώντας από τον κόμβο των φύλλων, προκειμένου να διατηρηθεί η συνολική ακρίβεια.

Τα δένδρα απόφασης, έχουν αρκετά πλεονεκτήματα. Ένα από τα πιο βασικά πλεονεκτήματα είναι το ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν εύκολα και αποτελεσματικά. Επίσης, ένα δέντρο απόφασης μπορεί να εξάγει κανόνες οι οποίοι μπορούν εύκολα να κατανοηθούν και να ερμηνευτούν από το χρήστη. Ωστόσο υπάρχουν και αρκετά μειονεκτήματα πέραν της υπερ-προσαρμογής που αναφέρθηκε παραπάνω. Ένα από τα βασικά μειονεκτήματα τους είναι ότι δεν μπορούν να χειριστούν καλά συνεχή δεδομένα. Τα ελλιπή δεδομένα είναι ένα ακόμη πρόβλημα για τα δένδρα απόφασης και αυτό γιατί δε μπορούν να βρεθούν οι σωστές διακλαδώσεις για να ακολουθηθούν.

#### 5.4.2.1 Συνδυαστικές μέθοδοι (Ensemble methods)

Οι συνδυαστικές μέθοδοι εκμάθησης εκπαιδεύουν πολλαπλά μοντέλα εκμάθησης (learners/classifiers) για να επιλύσουν το ίδιο πρόβλημα. Σε αντίθεση με την συνηθισμένη προσέγγιση η οποία προσπαθεί να κατασκευάσει ένα μοντέλο εκμάθησης από τα δεδομένα εκπαίδευσης, τα σύνολα εκμάθησης προσπαθούν να κατασκευάσουν ένα σετ από μοντέλα τα οποία συνδυάζονται για την παραγωγή της τελικής πρόβλεψης.



Σχήμα 5.3. Συνδυαστικές Μέθοδοι

Η εικόνα δείχνει μία τυπική δομή ενός συνόλου εκμάθησης το οποίο αποτελείται ένα σύνολο βασικών μοντέλων εκμάθησης (base learners). Αυτά τα μοντέλα παράγονται από τα δεδομένα εκπαίδευσης μέσα από κάποιο βασικό αλγόριθμο εκμάθησης όπως είναι για παράδειγμα τα δέντρα απόφασης. Τα σύνολα εκμάθησης έχουν βρει απήχηση, κυρίως γιατί μπορούν να ενισχύουν ασθενή μοντέλα (weak learners), που στην χειρότερη περίπτωση αποδίδουν καλύτερα από μία τυχαία πρόβλεψη, σε ισχυρά μοντέλα (strong learners) τα οποία μπορούν να κάνουν ακριβείς προβλέψεις.

#### 5.4.2.2 Bagging (Bootstrap Aggregating)

Η μέθοδος του Bagging (Bootstrap Aggregating) χρησιμοποιείται για την βελτίωση της επίδοσης των δέντρων απόφασης. Η ιδέα είναι να οριστεί ένα πλήθος υποσυνόλου των δεδομένων προς εκπαίδευση με τη μέθοδο της δειγματοληψίας με επανάθεση (Bootstrapping) και το κάθε υποσύνολο εκπαιδεύεται με ένα ασθενή αλγόριθμο (weak learner) και στο τέλος αξιολογούνται για την παραγωγή ενός τελικού ισχυρού μοντέλου (strong) μέσω ψηφοφορίας για προβλήματα ταξινόμησης ή υπολογισμού μέσου όρου για προβλήματα παλινδρόμησης.

Η μαθηματική διατύπωση της τεχνικής Bagging περιγράφεται ως εξής:

Έστω σετ εκπαίδευσης  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ :

Βάσει της μεθοδολογίας, επιλέγεται επαναληπτικά ( $B$  φορές) ένα τυχαίο υποσύνολο του σετ εκπαίδευσης και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος του δέντρου απόφασης.

Έτσι για  $b=1, \dots, B$ :

1. Έχουν εφαρμοστεί το bootstrapping  $n$  φορές σε στιγμιότυπα από το  $X, Y$  για παραγωγή του  $X_b, Y_b$ .
2. Εκπαιδεύεται η συνάρτηση παλινδρόμησης  $f_b$  για τα  $X_b, Y_b$ .
3. Υπολογίζεται ο μέσος όρος των προβλέψεων  $f = \frac{1}{B} \times \sum_{b=1}^B f_b(x)$

### 5.4.2.3 Random Forest

Ένα πρόβλημα με τα δέντρα απόφασης, είναι πως επιλέγουν τη μεταβλητή διαχωρισμού, χρησιμοποιώντας έναν άπληστο αλγόριθμο ο οποίος ελαχιστοποιεί το σφάλμα, καθώς έχει την δυνατότητα να ελέγξει όλες τις μεταβλητές και τις τιμές τους ώστε να επιλέξει το πιο βέλτιστο σημείο τμήσης. Ακόμη και οι Bagging τεχνικές παρουσιάζουν μεγάλες ομοιότητες στην δομή των δέντρων και παρουσιάζουν μεγάλο συσχετισμό στις προβλέψεις τους. [34]

Οι "τυχαίες δασικές τεχνικές" (random forests), επίσης γνωστές ως "τυχαία δάση αποφάσεων", αποτελούν μια δημοφιλή μέθοδο συνόλων (ensemble) που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσει προβλεπτικά μοντέλα τόσο για την ταξινόμηση όσο και για προβλήματα παλινδρόμησης.

Τα τυχαία δάση επινοήθηκαν από τον Leo Breiman. Αποτελούν μια επέκταση της αρχικής ιδέας του Breiman, γνωστής ως "bagging", και αναπτύχθηκαν ως ανταγωνιστική μέθοδος έναντι της τεχνικής του "boosting".

Η τεχνική του boosting επίσης ενσωματώνει πολλά μοντέλα πρόβλεψης, αλλά τα δέντρα αποφάσεων εκπαιδεύονται σε ακολουθία. Κάθε νέο μοντέλο επικεντρώνεται στα λάθη των προηγούμενων, προσπαθώντας να τα διορθώσει. Οι προβλέψεις των μοντέλων προσαρμόζονται βάσει των λαθών των προηγούμενων μοντέλων. Ο στόχος είναι να δημιουργηθεί ένα ισχυρό μοντέλο που προσαρμόζεται σταδιακά.

Συνοψίζοντας, η βασική διαφορά είναι ότι η τεχνική του bagging επικεντρώνεται στην ανεξαρτησία των μοντέλων και στον περιορισμό της υπερ-προσαρμογής, ενώ το boosting επικεντρώνεται στην σειριακή εκπαίδευση των μοντέλων, δίνοντας έμφαση στη διόρθωση των λαθών και στην δημιουργία ενός ισχυρού μοντέλου.

Η μέθοδος Random Forest αλλάζει την διαδικασία με τέτοιο τρόπο, που ο αλγόριθμος περιορίζεται σε ένα τυχαίο δείγμα από παραμέτρους στο οποίο κοιτάει, έτσι ώστε τα υπο-δέντρα να μαθαίνουν με τέτοιο τρόπο που οι τελικές προβλέψεις τους σε σχέση με τα υπόλοιπα υπο-δέντρα να έχουν μικρό συσχετισμό.

Όμοια και εδώ τα δέντρα αναπτύσσονται σε μια διαδικασία επαγωγής επιλέγοντας την καλύτερη διάσταση και θέση διαχωρισμού από όλες τις υποψήφιες διαιρέσεις σε κάθε κόμβο βελτιστοποιώντας ένα καθορισμένο κριτήριο. Ωστόσο, κάθε δέντρο δημιουργείται όχι μόνο για ένα διαφορετικό και τυχαίο υποδείγμα του συνόλου δεδομένων (bagging), αλλά για ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο προγνωστικών παραγόντων. Μόλις χτιστεί το δάσος των δέντρων, κάθε δέντρο παρέχει μια πρόβλεψη.

Υποθέτοντας ότι ένα χαρακτηριστικό ξεχωρίζει ως ισχυρός προγνωστικός παράγοντας, ενώ τα υπόλοιπα έχουν μέτρια προγνωστική σημασία. Σε κάθε υποσύνολο, σχεδόν όλα τα δέντρα θα έχουν αυτό ως ρίζα. Ως αποτέλεσμα, όλα τα δέντρα σε κάθε υποσύνολο θα είναι παρόμοια μεταξύ τους, καθιστώντας τις προβλέψεις τους έντονα συσχετισμένες. Αυτό δεν συμβάλλει στη μείωση της διακύμανσης, που είναι ο βασικός μας στόχος.



Με τη χρήση τυχαίων υποσυνόλων των ανεξάρτητων μεταβλητών, μέρος των δέντρων δεν θα λάβουν υπόψη τον ισχυρό παράγοντα. Κατ' αυτόν τον τρόπο, τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά θα εξεταστούν ως προς τη συνεισφορά τους στο μοντέλο, βελτιώνοντας την αξιοπιστία του.

Τα πλεονεκτήματα των τυχαίων δασών είναι τα εξής:

- Χειρίζονται φυσικά τόσο την παλινδρόμηση όσο και την ταξινόμηση (multiclass).
- Είναι σχετικά γρήγορα στο να εκπαιδεύουν και να προβλέπουν, καθώς η δημιουργία ενός δέντρου από τη ρίζα έως τα φύλλα του δέντρου πραγματοποιείται σε λογαριθμικό χρόνο ως προς το πλήθος των φύλλων του
- Εξαρτώνται μόνο από λίγες παραμέτρους tuning.
- Έχουν ως ενσωματωμένο χαρακτηριστικό την εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης, καθώς λόγω του μεγάλου πλήθους των δέντρων στο δάσος δεν αντιμετωπίζει το φαινόμενο της υπερ-εκπαίδευσης, ενώ ταυτόχρονα παρουσιάζει ανεκτικότητα σε περίπτωση ελλιπών δεδομένων.
- μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα για προβλήματα μεγάλης διάστασης και μπορούν εύκολα να υλοποιηθούν παράλληλα.

### 5.4.3 Νευρωνικά δίκτυα

#### 5.4.3.1 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα

Θεωρείται πως η δόμηση του εγκεφάλου βασίζεται στους νευρώνες τα οποία είναι κύτταρα με λειτουργίες των άλλων κυττάρων του οργανισμού. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων, περίπου 10 δισεκατομμύρια νευρώνες οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με περίπου 60 τρισεκατομμύρια συνάψεις.

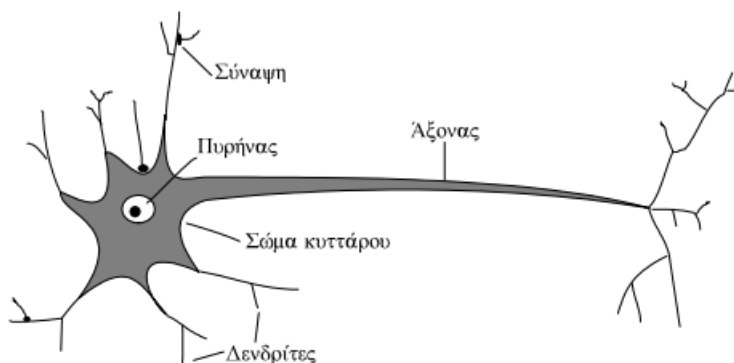
Ο ρόλος του νευρώνα είναι να λαμβάνει όλα τα σήματα που έρχονται από άλλους νευρώνες, να τα επεξεργάζεται με κατάλληλο τρόπο και να μεταδίδει περαιτέρω το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες μέσω των συνάψεων, ούτως ώστε ένα σήμα να διαδίδεται μέσω ενός τεραστίου αριθμού νευρώνων. Αυτή η διαμόρφωση παρομοιάζει ένα δίκτυο για αυτό και ονομάζονται νευρωνικά δίκτυα. [35]

Τα μηνύματα, γνωστά και ως αιχμές, αποτελούν σύντομες κινήσεις που παράγονται από το κέντρο των νευρώνων. Αυτές οι κινήσεις διαδίδονται με σταθερή ταχύτητα και πλάτος. Όταν φθάσουν στο τέλος της σύναψης, απελευθερώνεται ένα χημικό στοιχείο που ονομάζεται νευροδιαβιβαστής. Αυτοί οι νευροδιαβιβαστές, χημικές ουσίες, απελευθερώνονται στον χώρο της σύναψης και επηρεάζουν τη δυνατότητα του νευρώνα να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς. Η αποτελεσματικότητα της σύναψης μπορεί να αλλάξει ανάλογα με τα μηνύματα που διαβιβάζονται, επιτρέποντας την ανάκτηση γνώσης από τις δραστηριότητες που συμβαίνουν. Για να ενεργοποιηθεί ένας νευρώνας και να παράγει ηλεκτροχημικό μήνυμα κατά μήκος του άξονα, το συνολικό μήνυμα από τους δενδρίτες πρέπει να υπερβεί ένα καθορισμένο όριο (κατώφλι).

Συγκριτικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, μπορεί η ταχύτητα με την οποία μεταδίδεται ένας παλμός να είναι πολύ μικρότερη, όμως η πολυπλοκότητα που υφίστανται είναι πολύ ανώτερη ακόμη και από τα πιο σύγχρονα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Ένας νευρώνας λοιπόν αποτελείται από:

- τον κυρίως κορμό του νευρώνα, που είναι το σώμα, μμέσα στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας του κυττάρου, στον οποίο περιέχονται πληροφορίες σχετικά με τα κληρονομικά χαρακτηριστικά και το πλάσμα το οποίο συγκρατεί τον μοριακό εξοπλισμό για την παραγωγή των απαιτούμενων συστατικών που χρειάζεται ο νευρώνας.
- Τον άξονα, οποίος είναι μια μεγάλη επέκταση από το σώμα και εφάπτεται με άλλους νευρώνες. Οι άξονες σε μερικούς νευρώνες είναι καλυμμένοι με μια ουσία, που λέγεται μυελίνη, ενώ άλλοι άξονες είναι τελείως ακάλυπτοι.
- Τους δενδρίτες, λεπτές επεκτάσεις που μοιάζουν με διακλαδώσεις δένδρου. Οι δενδρίτες κάνουν και αυτοί επαφή με άλλους νευρώνες, και δέχονται τα εισερχόμενα σήματα.



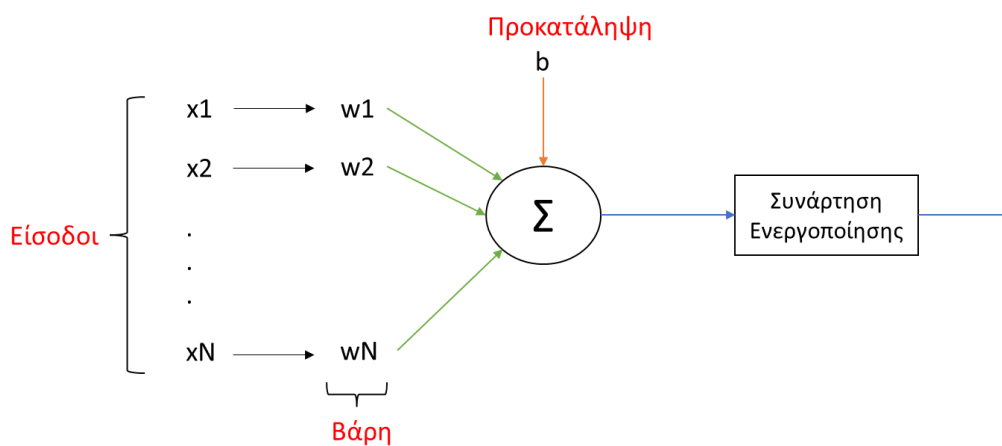
Σχήμα 5.4. Αναπαράσταση Βιολογικού Νευρώνα

### 5.4.3.2 Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα

Στη μηχανική μάθηση, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) είναι μια οικογένεια στατιστικών μοντέλων μάθησης εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. [29],[30],[31],[32],[33]

Η κατασκευή των ΤΝΔ συνίσταται στην δημιουργία συνδέσεων μεταξύ των στοιχείων επεξεργασίας (ή αλλιώς νευρώνες), το ψηφιακό αντίστοιχο των νευρώνων του εγκεφάλου. Η οργάνωση και τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων καθορίζονται από τις εισόδους που του παρέχονται. Βασική δομική μονάδα είναι οι νευρώνες (Processing Units, PUs), οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους, λειτουργούν αρμονικά και είναι οργανωμένοι σε στρώματα (Layers). Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ΤΝΔ) αποτελείται από έναν (οπότε και ονομάζεται basic perceptron) ή περισσότερους νευρώνες. Κάθε νευρώνας έχει πολλές εισόδους (Inputs) αλλά μόνο μια έξοδο (Output), η οποία με την σειρά της μπορεί να αποτελέσει είσοδο για άλλους νευρώνες. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διαφέρουν μεταξύ τους και η σπουδαιότητα τους προσδιορίζεται από τον συντελεστή βάρους για κάθε σύναψη. Κάθε σύναψη έχει ένα συναπτικό βάρος ή απλά βάρος (weight) που σχετίζεται με αυτή, με το οποίο (τα περισσότερα ΤΝΔ) πολλαπλασιάζουν το σήμα που μεταφέρεται.

Στο ακόλουθο σχήμα παρουσιάζεται ο τρόπος λειτουργίας του πιο απλού νευρωνικού δικτύου ενός νευρώνα με πολλαπλές εισόδους (Single Layer Perceptron).



Σχήμα 5.5. Αναπαράσταση Τεχνητού Νευρώνα

- 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 βάρων  $W = [w_1, w_2, \dots, w_N]$ , παράγοντας έτσι το γινόμενο  $(x_i * w_i)$ .
- Η ιδέα πίσω από αυτό το γινόμενο είναι ότι τα βάρη αυτά είναι εκπαιδεύσιμα και ελέγχουν τη δύναμη της επίδρασης του ενός νευρώνα στον άλλον. 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  $b \in \mathbb{R}$ , που ονομάζεται πόλωση ή κατάφλι. Ο όρος πόλωσης μπορεί να προστεθεί στο δίκτυο και με τη μορφή ενός επιπλέον στοιχείου  $w_0$  στον πίνακα βάρων με αντίστοιχη είσοδο στο διάνυσμα  $X$  τη μονάδα.
- Το παραπάνω αποτέλεσμα εισάγεται ως είσοδος σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) 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  $y = f(x * w + b)$  όπου  $f$  η συνάρτηση ενεργοποίησης.

Η επεξεργασία κάθε νευρώνα καθορίζεται από την συνάρτησης ενεργοποίησης, η οποία καθορίζει την έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους.

Η μαθηματική διατύπωση ενός νευρώνα  $k$  είναι η εξής:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \times x_j$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

Κάθε ΤΝΔ μπορεί να χαρακτηριστεί βάσει τριών χαρακτηριστικών του:

1. Την αρχιτεκτονική (architecture) του, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο συνδέονται οι νευρώνες του
2. Την συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) του
3. Τον αλγόριθμο εκμάθησης (ή εκπαίδευσης) που χρησιμοποιεί (training ή learning algorithm), ο οποίος καθορίζει τα βάρη στις συνάψεις του

### 5.4.3.3 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ

Βασικοί παράμετροι της αρχιτεκτονικής των ΤΝΔ αποτελούν :

- Το πλήθος των επιπέδων του δικτύου. Κάθε ΤΝΔ αποτελείται από τουλάχιστον δύο στρώματα, το στρώμα εισόδου (input layer), από όπου εισέρχονται τα δεδομένα εκπαίδευσης και το στρώμα εξόδου (output layer) από το οποίο παίρνουμε την έξοδο του δικτύου. Αν ένα Νευρωνικό Δίκτυο δεν αποτελείται μόνο από το στρώμα εισόδου και το στρώμα εξόδου τότε το δίκτυο ονομάζεται πολυστρωματικό (multilayer) και τα ενδιάμεσα στρώματα ονομάζονται κρυφά στρώματα (hidden layers). Γενικά όταν λέμε ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο είναι N- στρωμάτων συνήθως δε συμπεριλαμβάνουμε το στρώμα εισόδου.
- Το πλήθος των νευρώνων σε κάθε επίπεδο. Η φύση του προβλήματος υποδεικνύει τον αριθμό των νευρώνων που απαιτούνται. Οι μεταβλητές του προβλήματος ορίζονται ως είσοδοι του δικτύου, ενώ για την πλειοψηφία των ΤΝΔ μία έξοδος αρκεί. Το πλήθος των νευρώνων των κρυφών επιπέδων συνήθως καθορίζεται μέσω δοκιμής και σφάλματος. Τα στρώματα δεν είναι απαραίτητο να έχουν το ίδιο πλήθος νευρώνων μεταξύ τους
- Οι συνδέσεις μεταξύ των επιπέδων. Αυτές μπορεί να διακρίνονται σε εμπρόσθια τροφοδότηση (Feed-forward Neural Networks), που τα στρώματα είναι δυνατόν να τροφοδοτούν τις εξόδους τους μόνο προς τα στρώματα που έπονται, και σε ανατροφοδότηση (αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα- Recurrent Neural Networks), όπου η έξοδος ενός στρώματος μπορεί τροφοδοτείται τόσο σε στρώματα που έπονται όσο και σε στρώματα που προηγούνται
- Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων. Αν κάθε νευρώνας ενός στρώματος συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος τότε το δίκτυο είναι πλήρως διασυνδεδεμένο (fully interconnected) και τα στρώματα ονομάζονται πλήρως συνδεδεμένα (fully connected layers).
- Η μορφή της συνάρτησης ενεργοποίησης. Οι νευρώνες του ίδιου στρώματος πρέπει να έχουν τις ίδιες συναρτήσεις ενεργοποίησης
- Η τιμή ενεργοποίησης (τιμή κατωφλίου  $\theta$ ), όπου είναι η εξωτερικά εφαρμοζόμενη πόλωση ( $b$ ), που έχει ως στόχο την αύξηση ή μείωση της δικτυακής διέγερσης της συνάρτησης ενεργοποίησης ανάλογα με το αν είναι θετική ή αρνητική.
- Οι τιμές των αρχικών βαρών μεταξύ των μονάδων
- Οι αλγόριθμοι (κανόνες εκπαίδευσης) που χρησιμοποιούνται, για να ενισχυθούν οι σύνδεσμοι μεταξύ των μονάδων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης.

#### 5.4.3.4 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Όπως έχει αναφερθεί, ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες κατά την υλοποίηση διαφόρων αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων είναι η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης με εξαίρεση το επίπεδο εισόδου, εφαρμόζεται σε όλα τα στρώματα και καθορίζει το πλάτος εξόδου του σήματος από το κάθε επίπεδο του δικτύου. Με την εισαγωγή της συνάρτησης ενεργοποίησης, ο νευρώνας γίνεται μη γραμμικός. Αντίστοιχα, ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από τέτοιους νευρώνες θα είναι μη γραμμικό. Αυτή η εγγενής μη γραμμικότητα των νευρωνικών δικτύων είναι ένα πλεονέκτημά έναντι άλλων γνωστών μεθόδων αντιμετώπισης πολλών προβλημάτων. Για παράδειγμα, όταν σε ένα πρόβλημα πρόβλεψης το σύστημα που μελετάμε είναι μη γραμμικό και ιδιαίτερα όταν παρουσιάζει χαοτική συμπεριφορά, τα γνωστά γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης αδυνατούν να δώσουν σωστά αποτελέσματα. Σε αυτές τις περιπτώσεις, τα μη γραμμικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προτιμότερα.

Οι συχνότερα χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποιήσεως συνοψίζονται παρακάτω:

##### a) Συνάρτηση βήματος

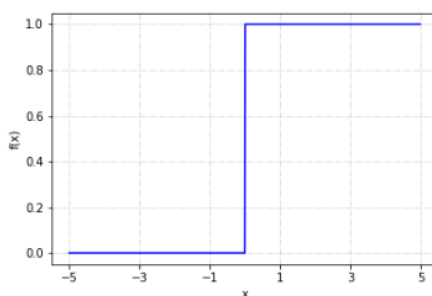
Αν το ενδιάμεσο αποτέλεσμα ήταν μικρότερο μιας τιμής κατωφλίου, η έξοδος του νευρώνα ήταν ίση προς 0 (αδρανής νευρώνας), αλλιώς ήταν ίση προς 1 (ενεργοποιημένος νευρώνας).

Ουσιαστικά, είναι μια συνάρτηση κατωφλίου *threshold function*, αφού αν η τιμή εισόδου της είναι πάνω από το κατώφλι που έχει οριστεί η έξοδος παίρνει την τιμή 1, ενεργοποιώντας το νευρώνα, προωθώντας το σήμα στο επόμενο επίπεδο, ενώ σε αντίθετη περίπτωση η έξοδος παίρνει την τιμή 0, αφήνοντας τον νευρώνα απενεργοποιημένο.

Το παραπάνω μοντέλο αναφέρεται συχνά ως μοντέλο McCulloch-Pitts προς τιμή αυτών που το πρότειναν.

$$f(x) = 1, \text{ αν } x \geq 0$$

$$f(x) = 0, \text{ αν } x < 0$$



Σχήμα 5.6. Βηματική Συνάρτηση Ενεργοποίησης

Αργότερα, η εξέλιξη στο θεωρητικό υπόβαθρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων φανέρωσε ότι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να δώσει χρήσιμες πληροφορίες για το νευρωνικό δίκτυο και να χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευσή του, γεγονός που υποδεικνύει ότι είναι προτιμότερο να χρησιμοποιηθεί μία παραγωγίσιμη συνάρτηση και όχι η βηματική συνάρτηση, που είναι προφανώς μη παραγωγίσιμη.

b) Σιγμοειδής συνάρτηση

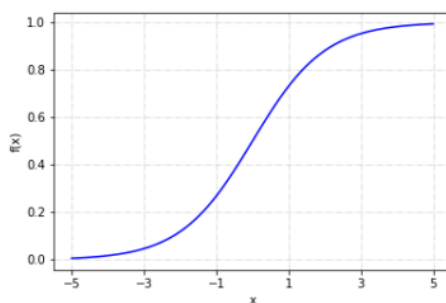
Σήμερα, στα περισσότερα μοντέλα η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία σιγμοειδής συνάρτηση. Αυτή είναι γενικά μία πραγματική, συνεχής και φραγμένη συνάρτηση, της οποίας η παράγωγος είναι θετική. Το πεδίο ορισμού της μπορεί θεωρητικά να είναι όλο το σύνολο των πραγματικών αριθμών, αλλά στην πράξη μπορεί να περιοριστεί, θέτοντας όρια στις τιμές των συναπτικών βαρών. Το σύνολο τιμών είναι συνήθως το διάστημα  $[0,1]$  ή  $[-1,1]$ .

Ένα από τα πιο γνωστά παραδείγματα σιγμοειδούς συνάρτησης που χρησιμοποιείται ως συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η λογιστική συνάρτηση (logistic function), που δίνεται από τον τύπο.

Η συγκεκριμένη συνάρτηση είναι μια συνεχής και διαφορίσιμη συνάρτηση, όμως δεν είναι συμμετρική γύρω από το μηδέν, κάτι το οποίο ωστόσο μπορεί να βελτιωθεί μέσω παραμετροποίησής της.

$$f(x) = \frac{e^{ax}}{e^{ax} + 1}$$

όπου  $a$  η παράμετρος κλίσης. Μεταβάλλοντας την παράμετρο κλίσης, παίρνουμε συναρτήσεις με διαφορετικές κλίσεις. Όσο το  $a$  τείνει στο άπειρο, η λογιστική συνάρτηση τείνει προς τη βηματική συνάρτηση και έχουμε και πάλι το μοντέλο McCulloch-Pitts.



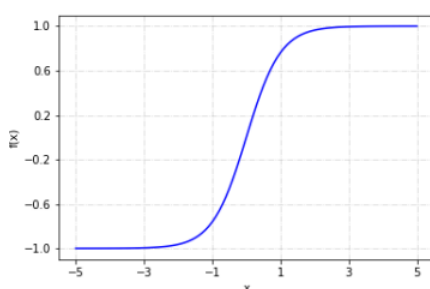
Σχήμα 5.7. Σιγμοειδής Συνάρτηση Ενεργοποίησης

### c) Συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (Tanh Function)

Άλλα παραδείγματα σιγμοειδών συναρτήσεων που χρησιμοποιούνται ως συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η υπερβολική συνάρτηση (hyperbolic function).

εφαπτομένης είναι συνεχής διαφορίσιμη και οι τιμές της κυμαίνονται από το -1 έως το 1. Επίσης είναι συμμετρική και έχει κέντρο της το μηδέν. Η συνάρτηση της υπερβολικής Προτιμάται σε σχέση με την σιγμοειδή συνάρτηση, μιας και η κλίση της (gradient) είναι πιο απότομη και χρησιμοποιείται για εισόδους με έντονες αρνητικές και θετικές τιμές.

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



Σχήμα 5.8. Συνάρτηση Υπερβολικής Εφαπτομένης

### d) Συνάρτηση ReLU (Rectifier Linear Unit)

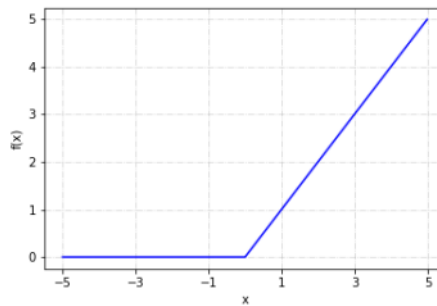
Η ReLU είναι μη γραμμική (αλλά τμηματικά γραμμική) συνάρτηση, που θα εξάγει την είσοδο απευθείας εάν είναι θετική, διαφορετικά, θα εξάγει μηδέν. Έχει γίνει η προεπιλεγμένη λειτουργία ενεργοποίησης για πολλούς τύπους νευρωνικών δικτύων, επειδή ένα μοντέλο που το χρησιμοποιεί είναι ευκολότερο να εκπαιδευτεί και συχνά επιτυγχάνει καλύτερη απόδοση.

Η ευρεία χρήση της οφείλεται στο ότι είναι πιο αποδοτική από τις υπόλοιπες συναρτήσεις, μιας και δεν ενεργοποιεί ταυτόχρονα όλους τους νευρώνες του δικτύου. Ακόμα, ένας νευρώνας απενεργοποιείται μόνο όταν η έξοδος από την συνάρτηση είναι μικρότερη από το 0. Αυτό δίνει την δυνατότητα στις τιμές της κλίσης της (gradient) να παίρνουν μεγαλύτερες τιμές, αφού όταν είναι μικρότερες από το μηδέν δεν ανανεώνονται, κάτι το οποίο βοηθάει στο να μη παρουσιάζει κορεσμό, σε αντίθεση με την σιγμοειδή συνάρτηση και τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης

Οι σιγμοειδής και υπερβολικές εφαπτομένες λειτουργίες ενεργοποίησης δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε δίκτυα με πολλά επίπεδα λόγω του προβλήματος της εξαφανιζόμενης κλίσης. Η rectified linear activation function ξεπερνά το πρόβλημα της κλίσης που εξαφανίζεται, επιτρέποντας στα μοντέλα να μαθαίνουν γρηγορότερα και να αποδίδουν καλύτερα.



$$f(x) = \max(x, 0)$$



Σχήμα 3.12: Συνάρτηση ReLU

Σχήμα 5.9. Συνάρτηση Ενεργοποίησης ReLU

Το κύριο ζήτημα με το ReLU είναι ότι όλες οι αρνητικές τιμές γίνονται μηδέν αμέσως, γεγονός που μειώνει την ικανότητα του μοντέλου να ταιριάζει ή να εκπαιδεύεται σωστά από τα δεδομένα.

#### 5.4.3.5 Συνάρτηση κόστους (Cost function)

Για την μέτρηση λοιπόν της επίδοσής του και την αξιολόγηση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, χρησιμοποιούνται συναρτήσεις που πρέπει να βελτιστοποιήσουμε, οι οποίες ονομάζονται αντικειμενικές συναρτήσεις (objective functions). Οι αντικειμενικές συναρτήσεις αναφέρονται ως συνάρτηση κόστους ή συνάρτηση απωλειών (σφάλματος).

- Η συνάρτηση απωλειών αναφέρεται στο σφάλμα ενός μόνο παραδείγματος εκπαίδευσης
- Ενώ η συνάρτηση συνάρτησης κόστους σε όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης

Ουσιαστικά μέσω της συνάρτησης απωλειών υπολογίζεται το πόσο καλά αποδίδει ο αλγόριθμος στα δεδομένα, δηλαδή πόσο διαφέρουν οι προβλεπόμενες τιμές από τις κανονικές. Χρησιμοποιώντας τον μέσο όρο όλων αυτών των συναρτήσεων, για κάθε δεδομένο εκπαίδευσης υπολογίζεται η συνάρτηση κόστους.

Ο στόχος της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι η ελαχιστοποίηση αυτής της συνάρτησης κόστους, πράγμα που ουσιαστικά σημαίνει προσαρμογή των παραμέτρων του μοντέλου για τη βελτίωση των προβλέψεών του. Υπάρχουν διάφοροι τύποι συναρτήσεων κόστους που χρησιμοποιούνται στα νευρωνικά δίκτυα, ανάλογα με τη συγκεκριμένη εργασία και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων.

Μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις κόστους για προβλήματα παλινδρόμησης είναι αυτή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Mean Squared Error). Μετρά τον μέσο όρο των τετραγωνικών διαφορών μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών-στόχων.

$$J(\theta) = MSE(\theta) = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N (f(x_i | \theta) - y_i)^2$$

Όπου,

$f(x_i | \theta)$  η προβλεπόμενη τιμή

$y_i$  ξ αναμενόμενη τιμή

$N$  ο αριθμός για όλα τα διαθέσιμα δεδομένα  $x_i$  και  $\theta$  οι παράμετροι

#### 5.4.3.6 Πρόσθιας Τροφοδότησης Νευρωνικά Δίκτυα (Feed-forward Neural Networks)

Στη παρούσα εργασία αναφορικά με τα νευρωνικά δίκτυα που θα κατασκευάσουμε, θα εστιάσουμε στα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, δηλαδή δίκτυα στα οποία οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων δεν δημιουργούν κύκλους. Σε αυτά τα δίκτυα, η πληροφορία κινείται μόνο προς τα εμπρός, από το επίπεδο εισόδου, στα κρυφά επίπεδα (αν υπάρχουν) και τέλος στο επίπεδο εξόδου. Πέραν των δικτύων αυτών, υπάρχουν και τα επαναληπτικά δίκτυα (RNN) τα οποία ενσωματώνουν ένα είδος μνήμης στο μοντέλο και για αυτό παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον σε μοντέλα ανάλυσης χρονοσειρών.

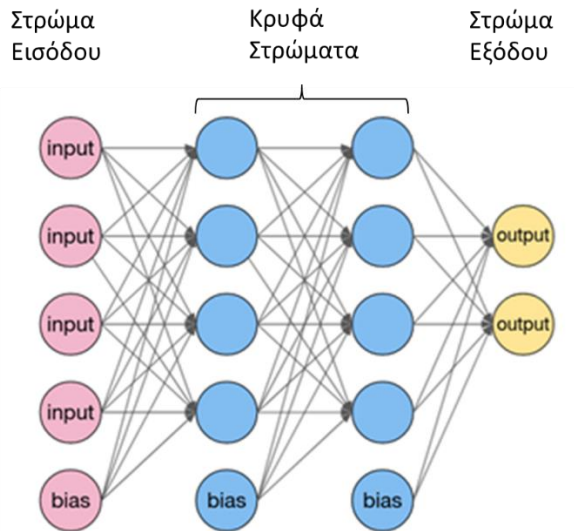
Στην εισαγωγή που έγινε παραπάνω για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, παρουσιάστηκε το πιο απλό παράδειγμα ενός νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδοτησης το οποίο ονομάζεται Single Layer Perceptron (SLP). Ωστόσο οι νευρώνες των νευρωνικών δικτύων ταξινομούνται σε επίπεδα, συνδυάζοντας λοιπόν πολλαπλά επίπεδα, καθένα από τα οποία μπορεί έχει πολλαπλό αριθμό νευρώνων μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο το οποίο ονομάζεται Multilayer Perceptron (MLP).

#### 5.4.3.7 Πολυεπίπεδο Νευρωνικό δίκτυο

Το πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται ως πλήρως συνδεδεμένο (fully connected) καθώς κάθε νευρώνας σε οποιοδήποτε επίπεδο συνδέεται με όλους τους άλλους του προηγούμενου επιπέδου και ανήκει στη κατηγορία εμπρόσθιας τροφοδότησης (Feed-forward neural network) καθώς η ροή του σήματος έχει κατεύθυνση από τα αριστερά προς τα δεξιά.

Το Multilayer Perceptron (MLP) είναι ένας θεμελιώδης τύπος αρχιτεκτονικής τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Είναι ένα νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας με ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου. Τα MLP έχουν σχεδιαστεί για να μαθαίνουν πολύπλοκες σχέσεις στα δεδομένα και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ένα ευρύ φάσμα εργασιών, συμπεριλαμβανομένης της παλινδρόμησης, της ταξινόμησης, ακόμη και της προσέγγισης αυθαίρετων συναρτήσεων.

Ένα MLP αποτελείται από πολλαπλά στρώματα διασυνδεδεμένων κόμβων (που ονομάζονται επίσης νευρώνες) οργανωμένων με διαδοχικό τρόπο. Κάθε νευρώνας σε ένα στρώμα συνδέεται με κάθε νευρώνα στα γειτονικά στρώματα.



Σχήμα 5.10. Διαμόρφωση Πολυεπίπεδος Αισθητήρας

Οι τρεις κύριοι τύποι στρωμάτων σε ένα MLP είναι:

- Επίπεδο/Στρώμα εισόδου: Το πρώτο επίπεδο που λαμβάνει τα ακατέργαστα δεδομένα εισόδου. Ο αριθμός των νευρώνων σε αυτό το στρώμα αντιστοιχεί στον αριθμό των χαρακτηριστικών εισόδου.
- Κρυφά Επίπεδα/Στρώματα: Αυτά είναι ενδιάμεσα επίπεδα μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου. Κάθε νευρώνας σε ένα κρυφό στρώμα λαμβάνει είσοδο από όλους τους νευρώνες στο προηγούμενο στρώμα και παράγει μια έξοδο που στη συνέχεια αποστέλλεται σε όλους τους νευρώνες στο επόμενο στρώμα.
- Επίπεδο/Στρώμα Εξόδου: Το τελικό επίπεδο που παράγει την έξοδο του δικτύου. Ο αριθμός των νευρώνων σε αυτό το στρώμα εξαρτάται από τον τύπο του προβλήματος. Για παράδειγμα, για δυαδική ταξινόμηση, θα υπήρχε ένας νευρώνας, ενώ για ταξινόμηση πολλαπλών κατηγοριών, θα υπήρχαν τόσοι νευρώνες όσες τάξεις.

#### 5.4.3.8 Αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος (Backpropagation)

Ο αλγόριθμος Backpropagation είναι ο πιο συχνά χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης. Αναπτύχθηκε από τους Bryson και Ho (1969), P. Werbos (1974), D. Parker (1982), αλλά διαδόθηκε από το έργο "Parallel distributed processing" των D.E. Rumelhart και J.L. McClelland (1986).

Η λειτουργία του αλγορίθμου αυτού είναι ο υπολογισμός του σφάλματος πρόβλεψης του μοντέλου και η διάδοσή του (propagation), με ταυτόχρονη προσαρμογή των βαρών του νευρωνικού δικτύου, από το τελευταίο επίπεδο του δικτύου προς το πρώτο. [36],[37]

Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζεται η κλίση (gradient) της συνάρτησης κόστους του νευρωνικού δικτύου, ως προς το κάθε βάρος του δικτύου κάνοντας χρήση του κανόνα της αλυσίδας (chain rule). Λόγω της μεγάλης του αποτελεσματικότητας, δίνει την δυνατότητα σε μεθόδους κλίσης (gradient methods) να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων μέσω της ανανέωσης των βαρών του δικτύου για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος της συνάρτησης κόστους. Ο στόχος του «back pass» είναι να υπολογίσει τις κλίσεις της συνάρτησης κόστους σε σχέση με τα βάρη και τις προκαταλήψεις (bias) του δικτύου. Αυτές οι κλίσεις υποδεικνύουν την κατεύθυνση και το μέγεθος της αλλαγής που απαιτείται για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους.

Με τον υπολογισμό των κλίσεων, τα βάρη και οι προκαταλήψεις του δικτύου ρυθμίζονται για να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους. Αυτό γίνεται συνήθως χρησιμοποιώντας αλγόριθμους βελτιστοποίησης καθόδου κλίσης (όπως στοχαστική κάθοδος κλίσης, Adam, RMSProp κ.λπ.). Η γενική ιδέα είναι να ενημερωθούν τα βάρη και οι προκαταλήψεις προς την αντίθετη κατεύθυνση των υπολογιζόμενων κλίσεων, κλιμακούμενες από ένα ρυθμό μάθησης.

Παρακάτω παρουσιάζεται η μαθηματική διατύπωση του αλγορίθμου. Θεωρούμε λοιπόν ότι:

- $y_j^{(l)}$  είναι η έξοδος του νευρώνα  $j$  στο επίπεδο ( $l$ ),
- $m$  είναι ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο ( $l + 1$ ),
- $\sigma^{(l)}$  η συνάρτηση ενεργοποίησης του επιπέδου ( $l$ ),
- $z_j^{(l)} = \sum_{i=0}^K (w_{j,i}^{(l)} * y_i^{(l-1)})$  το άθροισμα των εισόδων του νευρώνα ( $j$ ) στο επίπεδο ( $l$ ).

Μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις κόστους για προβλήματα παλινδρόμησης είναι αυτή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, η οποία υπολογίζεται σε σχέση με την επιθυμητή έξοδο (στόχο ή target) ως εξής:

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N (y_j - t_j)^2$$

Η κλίση της συνάρτησης κόστους ως προς την έξοδο:

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial y_j^{(l)}}$$

Για την ανανέωση του κάθε βάρους του νευρωνικού δικτύου, θα πρέπει να υπολογίσουμε την κλίση της συνάρτησης κόστους σε σχέση με το βάρος, όπου μέσω του αλγορίθμου Backpropagation και κάνοντας χρήση του κανόνα της αλυσίδας ισούται με:

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial w_{j,k}^{(l)}} = \delta_j^{(l)} \times y_k^{(l-1)}$$

Όπου,

$$\delta_j^{(l)} = \frac{\partial J(\theta)}{\partial y_j^{(l)}} \times \sigma'_l(z_j^{(l)}), \text{ για } (l) \text{ επίπεδο εξόδου}$$

$$\delta_j^{(l)} = [\sum_{i=1}^m \delta_j^{(l+1)} \times w_{i,j}^{(l+1)}] \times \sigma'_l(z_j^{(l)}), \text{ για } (l) \text{ κρυφό επίπεδο}$$

Σύμφωνα με τις εξισώσεις προκύπτει πως πριν την εκκίνηση του αλγορίθμου πρέπει να ολοκληρωθεί το πρόσθιο πέρασμα και να υπολογιστούν οι τιμές των  $z_j^{(l)}$  και της εξόδου  $y_j^{(l)}$ . Στην συνέχεια, μπορούν πλέον να υπολογιστούν οι κλίσεις μέσω του αλγορίθμου Backpropagation, ώστε έπειτα μέσω ενός αλγόριθμου βελτιστοποίησης να γίνει η ανανέωση των βαρών.

Οι αλγόριθμοί που χρησιμοποιούνται είναι κυρίως αλγόριθμοι κατάβασης κλίσης. Στους συγκεκριμένους αλγορίθμους η ανανέωση των βαρών γίνεται ως εξής:

$$w_{j,k}^{(l)} = w_{j,k}^{(l)} - \eta \times \frac{\partial J(\theta)}{\partial w_{j,k}^{(l)}}$$

Δηλαδή, η αλλαγή στο βάρος από τον νευρώνα  $k$  στον νευρώνα  $j$  εξαρτάται από το σφάλμα του νευρώνα  $j$  την έξοδο του νευρώνα  $k$  και η το ρυθμό μάθησης (learning rate). Αφού ολοκληρωθεί η ανανέωση των βαρών, μπορεί να ξεκινήσει η επόμενη επανάληψη του αλγορίθμου μέχρι να ικανοποιηθεί ένα κριτήριο τερματισμού. Το κριτήριο τερματισμού συνήθως είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου, ή η μείωση της συνάρτησης σφάλματος σε μια αποδεκτή τιμή.

## 5.5 Σφάλματα πρόβλεψης-Μέτρα απόδοσης

Τα σφάλματα των προβλέψεων διακρίνονται σε συστηματικά, που αφορούν το μοντέλο πρόβλεψης και οφείλονται στην κακή εκτίμηση ή παράλειψη παραμέτρων, και σε τυχαία σφάλματα, που οφείλονται σε μη προβλέψιμους παράγοντες. [29],[30],[31],[32],[33]

Κατά την εκπαίδευση κάθε αλγορίθμου μηχανικής μάθησης επιλέγονται κάποιες υπερπαραμέτροι για τον έλεγχο της διαδικασίας μάθησης (π.χ. αριθμός νευρώνων, συνάρτηση ενεργοποίησης κ.α.). Έτσι για κάθε αλγόριθμο, δοκιμάζονται διάφοροι συνδυασμοί κι επιλέγεται ο συνδυασμός που επιτυγχάνει τη βέλτιστη πρόβλεψη. Για να συγκριθούν οι συνδυασμοί υπερπαραμέτρων αλλά και οι διαφορετικοί αλγόριθμοι μεταξύ τους, θα πρέπει να ποσοτικοποιηθεί η απόδοσή τους. Τα σφάλματα λοιπόν χρησιμοποιούνται ως μέτρο απόδοσης των μεθόδων πρόβλεψης. Αρνητική τιμή σφάλματος υποδηλώνει υπερεκτίμηση των τιμών της χρονοσειράς, ενώ θετική τιμή δείχνει υποεκτίμηση των τιμών της.

Ωστόσο, για την αντικειμενική αξιολόγηση των μοντέλων θα πρέπει να τα διαθέσιμα δεδομένα να χωριστούν σε δύο σετ δεδομένων.

- τα δεδομένα εκπαίδευσης
- τα δεδομένα ελέγχου

Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για την διαδικασία εκμάθησης του μοντέλου, ενώ τα δεδομένα ελέγχου για την μέτρηση της αποδοτικότητάς του. Τα δεδομένα ελέγχου είναι άγνωστα για το μοντέλο ώστε να αποτυπώσουν αντικειμενικά την τιμή σφάλματος, προσομοιάζοντας μια πραγματική πρόβλεψη.

Οι πιο συνήθεις μετρικές σφαλμάτων σε προβλήματα πρόβλεψης είναι οι παρακάτω:

- **Σφάλμα Πρόβλεψης (Forecasting Error)**

Εστω πλήθος δεδομένων  $N$ , που αντιστοιχούν σε  $N$  περιόδους, για τις οποίες διατίθενται οι τιμές πρόβλεψης  $F_t$  και οι αντίστοιχες πραγματικές τιμές  $Y_t$  τη χρονική στιγμή  $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, N$ .

$$e_t = Y_t - F_t$$

- **Μέσο Σφάλμα (Mean Error)**

Υπολογίζεται ως ο μέσος όρος και αποτελεί ένα μέτρο της συστηματικότητας του σφάλματος.

Όταν το μέσο σφάλμα τείνει στο μηδέν τα σφάλματα είναι τυχαία και όχι συστηματικά άρα έχουμε αποτελεσματική πρόβλεψη. Ενώ μεγάλη θετική/αρνητική τιμή του ME εκφράζει υποεκτίμηση/ υπερεκτίμηση των τιμών της χρονοσειράς. Έχει ωστόσο το μειονέκτημα ότι αν τα σφάλματα αλλάζουν πρόσημο, στο άθροισμα τους θα αλληλοαναιρούνται και έτσι είναι πιθανό να προκύψει μέσο σφάλμα κοντά στο μηδέν, χωρίς ωστόσο οι προβλέψεις να είναι ακριβείς.

$$ME = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N Y_t - F_t = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N e_t$$

- **Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error)**

Εκφράζει τη μέση τιμή των απόλυτων αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς και είναι, επομένως, απαλλαγμένο από το μειονέκτημα του Μέσου Σφάλματος ME.

Το MAE βασίζεται στην υπόθεση ότι η σοβαρότητα του σφάλματος σχετίζεται γραμμικά με το μέγεθος του σφάλματος. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη τόσο μικρότερη προκύπτει η ακρίβεια της μεθόδου που εφαρμόσαμε.

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N |Y_t - F_t| = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N |e_t|$$

- **Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Mean Squared Error)**

Εκφράζει τη μέση τιμή των τετραγώνων των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές και μετρά τη διασπορά της κατανομής των σφαλμάτων πρόβλεψης.

Παρέχει πληροφορίες παρόμοιες με το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE), κάνοντας όμως περισσότερο αισθητή την ύπαρξη προβλέψεων που απέχουν αρκετά από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές, καθώς μεγεθύνει τις μεγάλες αποκλίσεις λόγω της ύψωσης στο τετράγωνο.

Αποτελεί ένα μέτρο ακρίβειας της πρόβλεψης, το οποίο δίνει μεγαλύτερο βάρος στα μεγάλα σφάλματα εξαιτίας του τετραγωνισμού των σφαλμάτων σε σχέση με τα μικρά σφάλματα.

Για αυτό, χρησιμοποιείται όταν επιθυμούμε πολλές μικρές αποκλίσεις έναντι λίγων πολύ μεγάλης.

Έχει ως μονάδα μέτρησης τη μονάδα μέτρησης των τιμών των παρατηρήσεων υψωμένη, όμως, στο τετράγωνο. Για αυτό μπορούμε να χρησιμοποιούμε την τετραγωνική του ρίζα, που ονομάζεται Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος RMSE.

$$MSE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N (Y_t - F_t)^2 = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N e_t^2$$

- **Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error)**

Υπολογίζεται άμεσα, εφαρμόζοντας την τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Έχει τις ίδιες ιδιότητες με το MSE, αλλά είναι εκφρασμένο στις μονάδες μέτρησης της αρχικής χρονοσειράς.

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

- **Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Root Mean Absolute Percentage Error)**

Εκφράζει το άθροισμα των απόλυτων τιμών των σφαλμάτων της πρόβλεψης προς τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών περιόδων N, στις οποίες έγιναν προβλέψεις.

Μελετά το πώς συμπεριφέρεται η απόλυτη τιμή του σφάλματος της πρόβλεψης σε σχέση με την πραγματική τιμή της χρονοσειράς.

Το κριτήριο αυτό είναι απαλλαγμένο από μονάδες μέτρησης, δεν επηρεάζεται από μετασχηματισμούς των δεδομένων, δεν εξουδετερώνει ετερόσημα σφάλματα και είναι χρήσιμο όταν για την αξιολόγηση της μεθόδου έχει σημασία το μέγεθος της μεταβλητής πρόβλεψης.

Ο υπολογισμός των σφαλμάτων πρόβλεψης σε ποσοστιαία μορφή διευκολύνει τη σύγκριση της ακρίβειας μιας μεθόδου πρόβλεψης που έχει εφαρμοστεί σε παραπάνω από μια χρονοσειρές, καθεμία από τις οποίες έχει διαφορετικό επίπεδο μέσης τιμής. Ακόμα, χρησιμεύει για την αξιολόγηση ιδιαίτερα υψηλών πραγματικών τιμών.

$$MAPE = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100\% = \frac{1}{N} \times \sum_{t=1}^N \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \times 100\%$$



## Κεφάλαιο 6

### Υπολογιστικό Μέρος

Σε αυτό το κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με την εφαρμογή όσον αναλύθηκαν προηγουμένως με σκοπό να κατασκευάσουμε τα μοντέλα που θα μας δώσουν την πρόβλεψη των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης μέρας (DAM). Αρχικά θα αναφερθούν τα εργαλεία που θα χρησιμοποιηθούν για την συλλογή, την ανάλυση και την επεξεργασία των δεδομένων, ενώ έπειτα θα γίνει η εφαρμογή τριών μοντέλα. Ως benchmark θα κατασκευαστεί ένα μοντέλο ARIMA, που συχνά είναι η πρώτη επιλογή στον τομέα των προβλέψεων ενώ έπειτα θα κατασκευαστούν μοντέλα μηχανικής μάθησης από το πιο απλό που μπορεί να θεωρηθεί η γραμμική παλινδρόμηση αλλά και πιο σύνθετα μοντέλα όπως τα τυχαία δάση(Random Forest) και ο πολυεπίπεδος αισθητήρας (MLP).

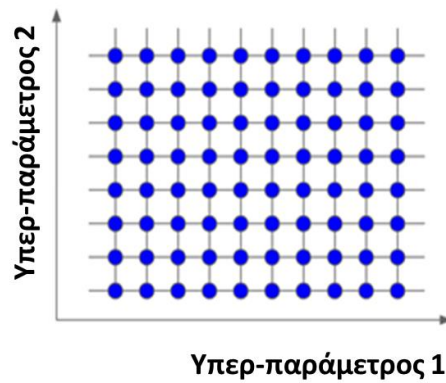
#### 6.1 Εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν

Η εφαρμογή πραγματοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python 3.9.13 και συγκεκριμένα σε περιβάλλον Jupyter Notebooks. Η γλώσσα αυτή προσφέρει πολλές βιβλιοθήκες για στατιστική ανάλυση, οπτικοποίηση δεδομένων και κατασκευή μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής:

- Pandas
- Numpy
- math
- Matplotlib
- Stats
- Statsmodels
- Seaborn
- Pmdarima
- Sklearn

Επίσης για την επιλογή των υπερ-παραμέτρων στα μοντέλα μηχανικής μάθησης (συγκεκριμένα στα Random Forest και MLP), χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος αναζήτησης πλέγματος «Grid Search». Η αναζήτηση πλέγματος είναι ο απλούστερος αλγόριθμος για τη ρύθμιση υπερ-παραμέτρων. Συνοπτικά, διαιρείται το σύνολο των υπερπαραμέτρων σε ένα διακριτό πλέγμα όπως φαίνεται παρακάτω.



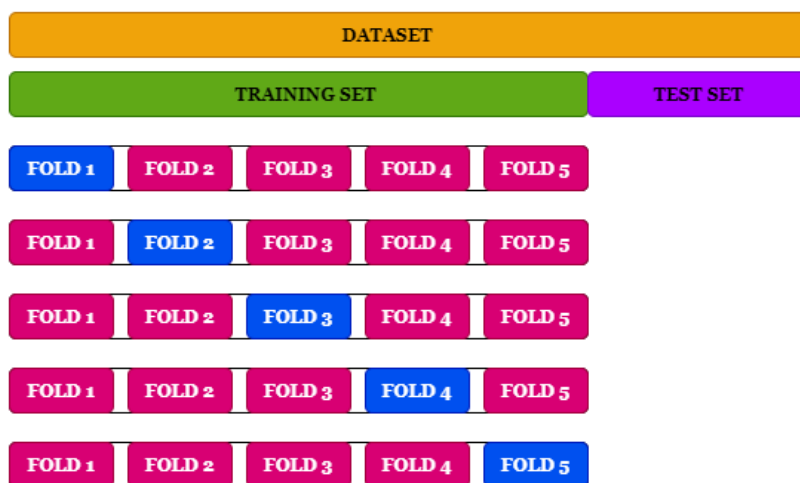
Σχήμα 6.1. Πλέγμα Υπερπαραμέτρων

Στη συνέχεια, ελέγχετε κάθε συνδυασμός τιμών αυτού του πλέγματος, υπολογίζοντας μετρήσεις απόδοσης χρησιμοποιώντας διασταυρούμενη επικύρωση (cross validation), ώστε να μειωθεί το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής (overfitting). Το σημείο του πλέγματος που μεγιστοποιεί τη μέση τιμή του μέτρου απόδοσης στη διασταυρούμενη επικύρωση, είναι ο βέλτιστος συνδυασμός τιμών για τις υπερπαραμέτρους.

Ωστόσο επειδή η αναζήτηση πλέγματος είναι ένας εξαντλητικός αλγόριθμος που εκτείνεται σε όλους τους συνδυασμούς, ώστε να μπορεί πραγματικά να βρει το καλύτερο σημείο στον τομέα, το μεγάλο μειονέκτημα είναι ότι είναι πολύ αργή. Ωστόσο, αν αναζητήσουμε τον καλύτερο συνδυασμό τιμών των υπερπαραμέτρων, η αναζήτηση πλέγματος είναι μια πολύ καλή ιδέα.

Η διασταυρούμενη επικύρωση (K-fold cross-validation) είναι μια τεχνική επικύρωσης μοντέλου που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του πόσο καλά ένα μοντέλο γενικεύεται στα άγνωστα δεδομένα.

Η λειτουργία της βασίζεται στον χωρισμό του συνόλου δεδομένων σε σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής και στη συνέχεια, χρησιμοποιούμε το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο.



Σχήμα 6.2. Μεθοδολογία Διασταυρούμενης Επικύρωσης

Για την απόδοση του μοντέλου ουσιαστικά επιλέγεται η μέση απόδοση των δεδομένων δοκιμής. Φυσικά όμως στο τέλος, χρησιμοποιούμε το σύνολο δεδομένων δοκιμής για να ελέγξουμε την απόδοση του μοντέλου που έχουμε επιλέξει βάσει της παραπάνω μεθόδου.

## 6.2 Συλλογή Δεδομένων

Είναι πολύ σημαντικό να συγκεντρωθούν τα κατάλληλα δεδομένα για την εκπαίδευση των μοντέλων. Ανατρέχοντας στη Βιβλιογραφία αναγνωρίστηκε η ανάγκη να χρησιμοποιηθούν και περιγραφικά χαρακτηριστικά στα μοντέλα που θα κατασκευαστούν καθώς οι έντονες ωριαίες μεταβολές της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας δυσκολεύουν την εκπαίδευση μοντέλων με καλή απόδοση.

Τέτοια χαρακτηριστικά μπορεί να είναι:

- Δεδομένα Αγοράς και Συστήματος
- Πρόβλεψη Φορτίο συστήματος
- Πρόβλεψη για Παραγωγή PV
- Πρόβλεψη για Παραγωγή WIND
- Πρόβλεψη για Παραγωγή ΑΠΕ (PV+WIND)
- Πρόβλεψη για Υποχρεωτικά Νερά
- Πρόβλεψη Residual load (Πρόβλεψη Φορτίου-Πρόβλεψη ΑΠΕ)
- Προγραμματισμένες Δηλώσεις για Εισαγωγές
- Προγραμματισμένες Δηλώσεις για Εξαγωγές
- Προηγούμενες ιστορικές τιμές (Lags)
- Χρονολογικά δεδομένα (μήνας έτους, μέρα βδομάδας, ώρα ημέρας)
- Τιμές καυσίμων (TTF, BRENT)
- Κόστος άνθρακα και εκπομπών (EUA)

Για την συλλογή των δεδομένων χρησιμοποιήθηκε το API του European Network of Transmission System Operators for Electricity (ENTSO-E), ο οποίος συλλέγει δεδομένα για τις Ευρωπαϊκές χώρες που αποστέλλουν οι διαχειριστές του συστήματος μεταφοράς (TSO). Για τις τιμές καυσίμων χρησιμοποιήθηκαν το API του Yfinance. Ενώ για τα υποχρεωτικά νερά χρησιμοποιήθηκε το API του ΑΔΜΗΕ.

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η σχετική σημασία αυτών των παραγόντων μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τη συγκεκριμένη περιοχή, τον σχεδιασμό της αγοράς, τα ρυθμιστικά πλαίσια και το ενεργειακό μείγμα κάθε χώρας ή περιοχής. Επιπλέον, οι συνθήκες της αγοράς και άλλοι εξωτερικοί παράγοντες μπορούν επίσης να επηρεάσουν τις τιμές χονδρικής βραχυπρόθεσμα.

Όσον αφορά τις τιμές καυσίμων και εκπομπών, χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης (Futures). Όπως όμως είναι γνωστό οι διαπραγματεύσεις αυτών των συμβολαίων γίνονται καθημερινά και καταλήγουν σε μία τιμή εκκαθάρισης. Επιλέχθηκε ως δεδομένο τόσο η τιμή εκκαθάρισης του συμβολαίου για την προηγούμενη εργάσιμη μέρα (D-1) καθώς και η μεσοσταθμική τιμή του προηγούμενου μήνα (M-1).

Πολλές φορές η συμπερίληψη χρονολογικών δεδομένων, δίνει καλύτερα αποτελέσματα στη πρόβλεψη χρονοσειρών που παρουσιάζουν εποχικότητα. Θα εξετασθεί αν η συμπερίληψη τέτοιων δεδομένων δίνει καλύτερα αποτελέσματα.

Μάλιστα συχνά για την διευκόλυνση των αλγορίθμων εκπαίδευσης, τα χρονολογικά δεδομένα μετατρέπονται σε κυκλικά δεδομένα χρησιμοποιώντας ημιτονοειδής/συνημιτονοειδής συναρτήσεις. Για αυτό τον λόγο χρησιμοποιήθηκε ο παρακάτω μετασχηματισμός στον μήνα του έτους, στην ημέρα της βδομάδας και στην ώρα της μέρας.

$$[month\ sin] = \sin\left(\frac{2 \times \pi \times [month\ of\ year\ number]}{12}\right)$$

$$[month\ cos] = \cos\left(\frac{2 \times \pi \times [month\ of\ year\ number]}{12}\right)$$

$$[day\ sin] = \sin\left(\frac{2 \times \pi \times [day\ of\ week\ number]}{7}\right)$$

$$[day\ cos] = \cos\left(\frac{2 \times \pi \times [day\ of\ week\ number]}{7}\right)$$

$$[hour\ sin] = \sin\left(\frac{2 \times \pi \times [hour\ of\ day\ number]}{24}\right)$$

$$[hour\ cos] = \cos\left(\frac{2 \times \pi \times [hour\ of\ day\ number]}{24}\right)$$

Τέλος επειδή η χώρα λειτουργεί συζευγμένα στην Αγορά Επόμενης μέρας με την Ιταλία και τη Βουλγαρία είναι χρήσιμο να βρεθούν τα παραπάνω στοιχεία και για τις γειτονικές αυτές χώρες καθώς τα φυσικά συστήματα αλληλοεπιδρούν κατά την επίλυση του αλγορίθμου επηρεάζοντας έτσι το ένα το άλλο ως προς την τιμή. Για αυτό τα δεδομένα που λήφθηκαν είναι από 15/05/2021 όπου και είχε ολοκληρωθεί η σύζευξη και με τη Βουλγαρία. Και εδώ μέσω του API του ENTSOE συλλέχθηκαν τα απαραίτητα δεδομένα.

Στα μοντέλα μηχανικής μάθησης για την διαπίστωση της αξιοπιστίας τους συνηθίζεται να χρησιμοποιείται ως δεδομένα επικύρωσης το 10-20% των συνολικών δεδομένων (μετά την επεξεργασία). Επειδή για το συγκεκριμένο πρόβλημα τα δεδομένα που έχουμε είναι περιορισμένα, επιλέγεται το 10%.

### 6.3 Επιλογή Δεδομένων Εισόδου

Όσον αφορά τα περιγραφικά δεδομένα θα γίνει ανάλυση συσχετίσεων ώστε να εξακριβωθεί ποια από τα δεδομένα δίνουν επαρκή πληροφορία για τη πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Συγκεκριμένα θα χρησιμοποιηθεί ο συντελεστής Pearson, ο οποίος είναι συντελεστής γραμμικής συσχέτισης. Σε περίπτωση κενών τιμών που δεν μπορούν να ανακτηθούν με άλλον τρόπο, χρησιμοποιείται η τιμή της προηγούμενης μέρας και αντίστοιχης ώρας.

Για την ανάλυση συσχετίσεων υπολογίστηκε και ο μέσος όρος του δείκτη συσχέτισης ανά 24ωρο δεδομένων και για όλο το σύνολο των δεδομένων.

| Μεταβλητές                        | Μέσο 24ωρου | Σύνολο |
|-----------------------------------|-------------|--------|
| Πρόβλεψη Φορτίου                  | 0,43        | 0,23   |
| Πρόβλεψη ΦΒ Παραγωγής             | -0,23       | -0,13  |
| Πρόβλεψη Αιολικής Παραγωγής       | -0,19       | -0,08  |
| Πρόβλεψη Παραγωγής ΑΠΕ            | -0,27       | -0,15  |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου Φορτίου    | 0,79        | 0,31   |
| Υποχρεωτικά Νερά                  | 0,52        | 0,18   |
| Πρόβλεψη Φορτίου IT               | 0,47        | 0,26   |
| Πρόβλεψη ΦΒ Παραγωγής IT          | -0,24       | -0,13  |
| Πρόβλεψη Αιολικής Παραγωγής IT    | -0,01       | -0,09  |
| Πρόβλεψη Παραγωγής ΑΠΕ IT         | -0,23       | -0,16  |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου Φορτίου IT | 0,74        | 0,36   |
| Πρόβλεψη Φορτίου BG               | 0,56        | 0,26   |
| Πρόβλεψη ΦΒ Παραγωγής BG          | -0,22       | -0,16  |
| Πρόβλεψη Αιολικής Παραγωγής BG    | -0,07       | -0,03  |
| Πρόβλεψη Παραγωγής ΑΠΕ BG         | -0,27       | -0,17  |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου BG         | 0,73        | 0,32   |
| Προγραμματισμένες Εισαγωγές       | 0,21        | -0,30  |
| Προγραμματισμένες Εξαγωγές        | -0,19       | 0,47   |
| Dam Price D-1                     | 0,68        | 0,88   |
| ITSUD Dam Price D-1               | 0,66        | 0,86   |
| BG Dam Price D-1                  | 0,66        | 0,83   |
| TTF (D-1)                         | 0,00        | 0,80   |
| BRENT (D-1)                       | 0,02        | 0,49   |
| EUA (D-1)                         | 0,02        | 0,23   |
| TTF (M-1)                         | -0,08       | 0,69   |
| BRENT (M-1)                       | -0,02       | 0,59   |
| EUA (M-1)                         | 0,05        | 0,27   |

| Μεταβλητές                 | Μέσο 24ωρου | Σύνολο |
|----------------------------|-------------|--------|
| <b>Dam Price D-1</b>       | 0,68        | 0,88   |
| <b>Dam Price D-2</b>       | 0,62        | 0,83   |
| <b>Dam Price D-3</b>       | 0,60        | 0,80   |
| <b>Dam Price D-4</b>       | 0,59        | 0,80   |
| <b>Dam Price D-5</b>       | 0,59        | 0,79   |
| <b>Dam Price D-6</b>       | 0,63        | 0,80   |
| <b>Dam Price W-1</b>       | 0,69        | 0,82   |
| <b>Dam Price W-2</b>       | 0,68        | 0,76   |
| <b>ITSUD Dam Price D-1</b> | 0,66        | 0,86   |
| <b>BG Dam Price D-1</b>    | 0,66        | 0,83   |

Ουσιαστικά από το παραπάνω δείγμα δεδομένων, επιλέγονται οι μεταβλητές που εμφανίζουν ισχυρή συσχέτιση με την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Ισχυρή συσχέτιση θεωρείται πως εμφανίζεται για συντελεστές Pearson μεγαλύτερους από 0,5 περίπου. Για μεταβλητές όπου εμφανίζουν ισχυρή συσχέτιση και μεταξύ τους, επιλέγεται η μεταβλητή με την ισχυρότερη συσχέτιση. Για παράδειγμα το υπολειπόμενο φορτίο εμφανίζει ισχυρή συσχέτιση με το φορτίο. Οπότε επιλέγεται το υπολειπόμενο φορτίο μόνο, καθώς εμφανίζει ισχυρότερη συσχέτιση.

Βάσει λοιπόν των παραπάνω οι μεταβλητές που επιλέχθηκαν ως είσοδοι στο μοντέλο είναι οι εξής:

|                                   |
|-----------------------------------|
| Μέρα Εβδομάδας                    |
| Ωρα Ημέρας                        |
| DAM Price D-1                     |
| DAM Price D-6                     |
| DAM Price W-1                     |
| DAM Price W-2                     |
| ITSUD DAM Price D-1               |
| BG DAM Price D-1                  |
| TTF (D-1)                         |
| Προγραμματισμένες Εισαγωγές       |
| Προγραμματισμένες Εξαγωγές        |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου Φορτίου    |
| Υποχρεωτικά Νερά                  |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου Φορτίου IT |
| Πρόβλεψη Υπολειπόμενου Φορτίου BG |

## 6.4 Καθαρισμός και Επεξεργασία Δεδομένων

### ➤ Καθαρισμός Δεδομένων

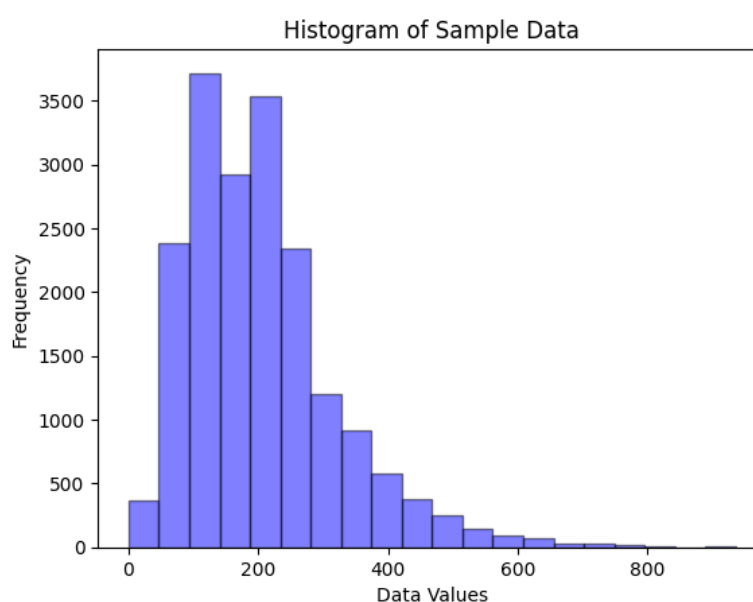
Αρχικά ελέγχεται αν λείπουν τιμές για τις διάφορες μεταβλητές που μας απασχολούν. Σε περίπτωση που εμφανίζονται κενά, θα εισάγεται η τιμή της μεταβλητής για την ίδια ώρα της προηγούμενης μέρας. Αν τα κενά είναι για συνεχόμενες μέρες, τότε θα εισάγονται τα στοιχεία για την ίδια ώρα και μέρα της προηγούμενης βδομάδας.

Επόμενο είναι να διαγραφούν οι τιμές όλων των μεταβλητών για τις αποκλίνουσες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Οι αποκλίνουσες τιμές (outliers) είναι τιμές οι οποίες στατιστικά δεν είναι πιθανό να συμβούν ξανά και αποτελούν απρόοπτες καταστάσεις. Αυτές οι τιμές συνηθίζεται να αφαιρούνται από το σετ δεδομένων εκπαίδευσης καθώς δυσκολεύουν την εκμάθηση του αλγορίθμου.

Για το συγκεκριμένο σκοπό μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι μεθοδολογίες Z-Score και IQR. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τις δύο αυτές μεθόδους καθαρισμού:

| Z-Score      |        |
|--------------|--------|
| Upper bound: | 554,63 |
| IQR          |        |
| Lower bound: | -95,27 |
| Upper bound: | 468,11 |

Σημαντική είναι επίσης και η κατανομή συχνοτήτων των τιμών της χρονοσειράς, καθώς θα θέλουμε το μοντέλο να έχει καλή ακρίβεια στις πιο πιθανές τιμές.



Σχήμα 6.3. Κατανομή Συχνοτήτων των τιμών

Σύμφωνα με το παραπάνω γράφημα το μεγαλύτερο ποσοστό των τιμών της βρίσκονται μεταξύ 50 και 300 EUR/MWh. Επίσης συγκεκριμένα οι τιμές 100-150 είναι οι πιο συχνά εμφανίσιμες.

➤ Επεξεργασία δεδομένων

Όσον αφορά τα μοντέλα μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα τα νευρωνικά δίκτυα, η εκπαίδευσης επιταχύνεται αν όλες οι μεταβλητές κανονικοποιηθούν. Στα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης και στα τυχαία δάση δεν κρίνεται αναγκαία η χρήση τέτοιων μεθόδων.

Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι, ωστόσο επιλέγεται η μέθοδος «Min-Max Scaler». Το «Min-Max Scaler» είναι ένας τρόπος κλιμάκωσης (scaling) δεδομένων σε ένα συγκεκριμένο διάστημα, συνήθως μεταξύ 0 και 1. Αυτό το εργαλείο είναι χρήσιμο για να εξισορροπήσει την επίδραση των διάφορων χαρακτηριστικών (features) σε ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης και να βελτιώσει τη σύγκλιση των αλγορίθμων εκπαίδευσης.

Η κανονικοποιημένη τιμή ( $x$  scaled) υπολογίζεται ως εξής:

$$x_{scaled} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

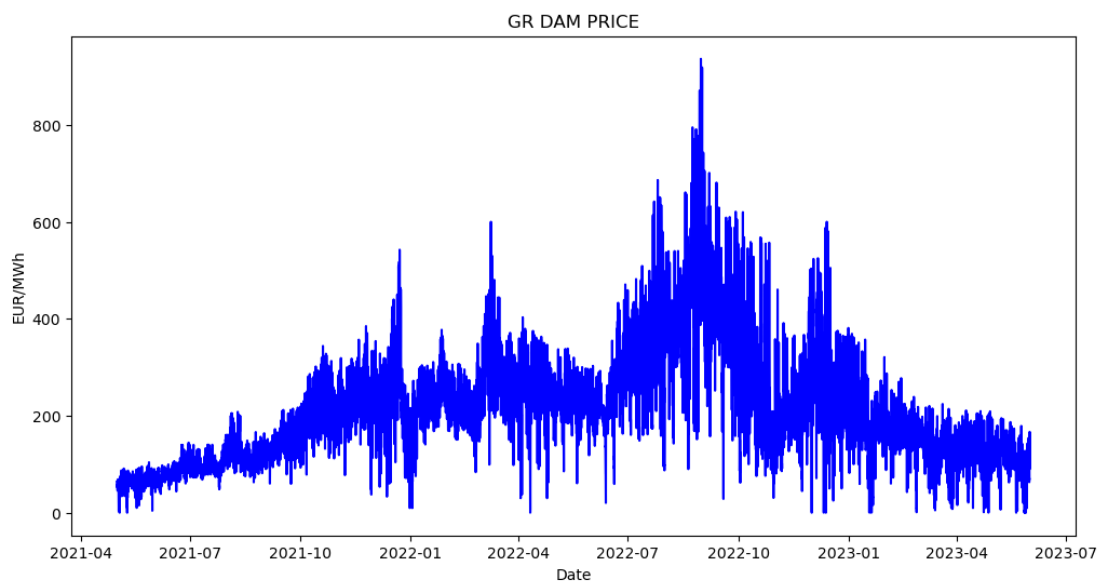
Η μεθοδολογία «Min-Max Scaler» είναι ιδιαίτερα χρήσιμος όταν έχετε χαρακτηριστικά με διαφορετικά εύρη, και θέλετε να φέρετε όλα τα χαρακτηριστικά σε μια κοινή κλίμακα, προκειμένου να μην υπάρχει προκατάληψη προς τα χαρακτηριστικά με μεγαλύτερη κλίμακα.



## 6.5 Μοντέλα και Αποτελέσματα

### 6.5.1 Μοντέλα ARIMA

Επόμενο βήμα είναι να γίνει η ανάλυση της χρονοσειράς της μεταβλητής στόχου, ώστε να εξαχθούν σημαντικά συμπεράσματα. Παρακάτω παρουσιάζεται η χρονοσειρά της τιμής εκκαθάρισης της ελληνικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας από το καλοκαίρι του 2021 όπου επιτεύχθηκε η σύζευξη και με τη Βουλγαρία μέχρι και το καλοκαίρι του 2023.



Σχήμα 6.4. Χρονοσειρά των τιμών εκκαθάρισης της Αγοράς Επόμενης Μέρας στην Ελλάδα

Για να αναλυθεί η χρονοσειρά υπολογίζονται βασικά στατιστικά στοιχεία όπως:

|                     |          |
|---------------------|----------|
| Mean:               | 204,39   |
| Median:             | 189,11   |
| Standard Deviation: | 116,69   |
| Variance:           | 13615,94 |
| Skewness:           | 1,31     |
| Kurtosis:           | 2,69     |
| Minimum:            | -0,01    |
| Maximum:            | 936,33   |
| Range:              | 936,34   |
| Q1:                 | 116,0    |
| Q2:                 | 189,11   |
| Q3:                 | 256,84   |

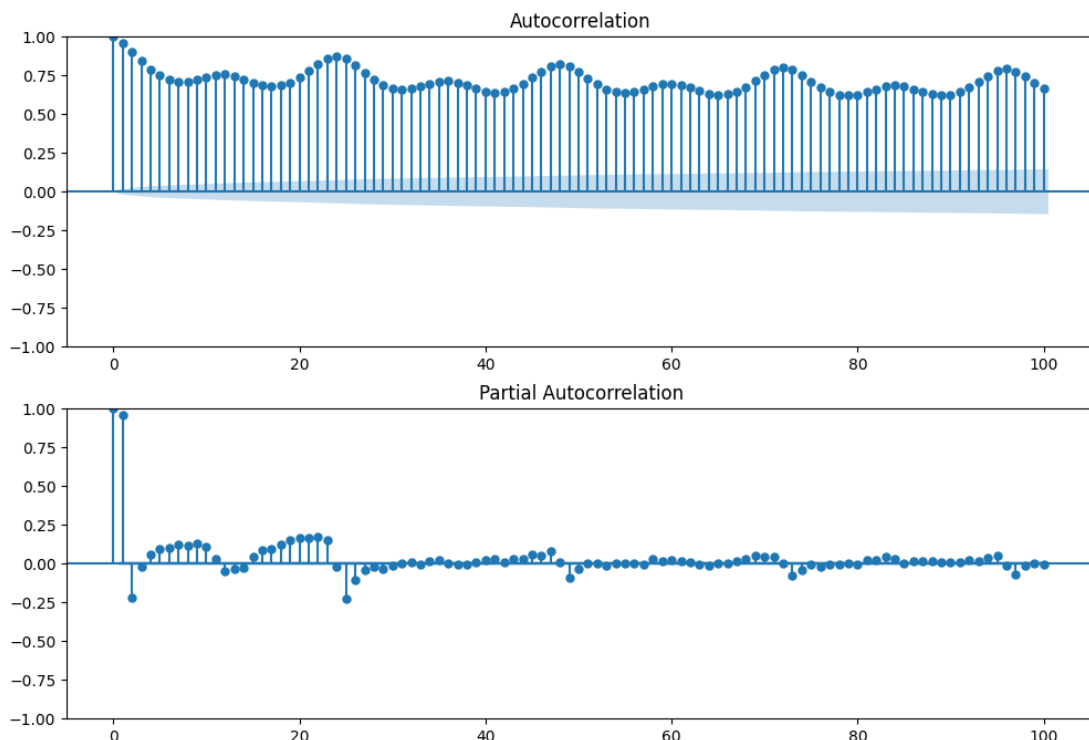
Ένα ακόμη χαρακτηριστικό που έχει αναφερθεί ότι είναι πολύ σημαντικό ιδίως για τα μοντέλα χρονοσειρών είναι η ύπαρξη στασιμότητας στη χρονοσειρά. Η ύπαρξη στασιμότητας ελέγχθηκε και με τα στατιστικά τεστ (Augmented Dickey - Fuller test).

**Υπενθυμίζεται ότι αν  $p\text{-value} < 0.05$  , ή αλλιώς  $T\text{-Statistics} < \text{Critical Value}$ , απορρίπτεται η null hypothesis και άρα η χρονοσειρά είναι στάσιμη.**

| ADF TEST              |           |
|-----------------------|-----------|
| ADF Statistic:        | -4.275018 |
| p-value:              | 0.000491  |
| Critical Value (1%):  | -3.431    |
| Critical Value (5%):  | -2.862    |
| Critical Value (10%): | -2.567    |

Παρατηρούμε ότι το p-value της χρονοσειράς είναι μικρότερο του 0.05, όπως και τα Test Statistics των κρίσιμων τιμών στα διάφορα επίπεδα εμπιστοσύνης. Οδηγούμαστε λοιπόν στο συμπέρασμα της απόρριψης της μηδικής υπόθεσης (null hypothesis), επομένως η χρονοσειρά μπορεί να θεωρηθεί στάσιμη.

Για την πλήρη ωστόσο κατανόηση των χαρακτηριστικών της χρονοσειράς, πρέπει να κατασκευασθούν τα διαγράμματα αυτοσυσχέτισης (ACF) και μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF). Οι συναρτήσεις αυτό-συσχέτισης και μερικής αυτό-συσχέτισης υπολογίστηκαν για υστέρηση μέχρι 100.



Σχήμα 6.5. Διάγραμμα Αυτοσυσχέτισης και Μερικής Αυτοσυσχέτισης

Αποτυπώνεται μέσω αυτών των γραφικών παραστάσεων μια περιοδικότητα στη συμπεριφορά της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας, με συχνότητα 24, η οποία φθίνει με το πέρασμα των μερών. Επιπλέον, η μερική αυτό-συσχέτιση για όλες τις περιόδους έφθινε πολύ γρήγορα μετά τις πρώτες δύο υστερήσεις, παρουσίαζε μερικές τιμές στατιστικά σημαντικές για υστερήσεις έως 24 και είχε μεμονωμένα αυξημένη τιμή κυρίως για υστέρηση 12 και 24. Από τις παραπάνω παρατηρήσεις καταλαβαίνουμε ότι αν  $y_t$  είναι η τιμή που θέλουμε να προβλέψουμε, τότε είναι σημαντικό να γνωρίζουμε την τιμή της 24, 48, 72 και ούτω καθεξής ώρες πριν.

Για την υλοποίηση των μοντέλων ARIMA(p,d,q) κληθήκαμε να επιλέξουμε τις παραμέτρους p, d και q.

Η επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου ARIMA για μία χρονοσειρά δεν είναι πάντα προφανής. Συχνά περισσότερα από ένα μοντέλα μπορούν σχεδόν να ταυτίζονται, αφήνοντας την επιλογή στην κρίση μας. Επίσης, μπορεί κάποιο μοντέλο να προσαρμόζεται καλύτερα από ένα άλλο σε μία χρονοσειρά αλλά η πολυπλοκότητά του να είναι σημαντικά μεγαλύτερη και για αυτό το λόγο να απορριφτεί. Άλλωστε, μία καλύτερη προσαρμογή δεν μπορεί ποτέ να εγγυηθεί την επίτευξη μικρότερου σφάλματος πρόβλεψης.

- Στάδιο 1: Προσδιορισμός α) η τάξη της μη στασιμότητας β) η τάξη των AR και/ή MA πολυωνύμων.
- Στάδιο 2: Από τη στιγμή που καθορίζεται η τάξη του μοντέλου, χρειάζεται να γίνει η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται, όπως η μη γραμμική μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων (nonlinear least squares method), η μέθοδος των ροπών (method of moments) και η μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood estimation).
- Στάδιο 3: Στο στάδιο αυτό ελέγχεται η μηδενική υπόθεση ότι το υπόλοιπο του υποδείγματος είναι λευκός θόρυβος και συνεπώς δεν εμπεριέχει χρήσιμη πληροφορία.

Σε όλα τα μοντέλα πρόβλεψης ισχύει ότι όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα (προθέτονται παράγοντες) τόσο μειώνεται η προκατάληψή του. Ωστόσο η αύξηση των παραγόντων του οδηγεί σε συστηματική αύξηση της διακύμανσης των σφαλμάτων του και συνεπώς σε έλλειψη ακρίβειας πρόβλεψης. Στόχος μας είναι λοιπόν να καθορίσουμε πόσους παράγοντες θα πρέπει να έχει το μοντέλο προκειμένου να πετυχαίνουμε ταυτόχρονα μικρή προκατάληψη και υψηλή ακρίβεια.

Η τελική επιλογή του μοντέλου, γίνεται με βάση τα κριτήρια AIC και BIC.

Πρόκειται για κριτήρια τα οποία αξιολογούν κατά πόσο ταιριάζει το μοντέλο που εξετάζεται στην χρονοσειρά, συναρτήσει της πολυπλοκότητάς του. Φανερώνουν δηλαδή κατά πόσο αξίζει να γίνει το μοντέλο μας περισσότερο πολύπλοκο προκειμένου να αυξηθεί η πιθανότητα να ταυτίζονται οι παραγόμενες τιμές με τις πραγματικές. Η ποσοτικοποίηση της εν λόγω υπόθεσης είναι εξαιρετικά κρίσιμης σημασίας.

Ένα αρνητικό που εμφανίζουν ωστόσο τα δύο αυτά κριτήρια είναι ότι επειδή δεν έχουν ως βάση τους κάποια συγκεκριμένη υπόθεση ακρίβειας (π.χ. επίτευξη μηδενικού σφάλματος), δεν μας πληροφορούν άμεσα για το αν το μοντέλο που επιλέχθηκε ταιριάζει επαρκώς παρά μόνο για το ποιο είναι το καλύτερο από τα υπό εξέταση. Έτσι,

η επιλογή του βέλτιστου μοντέλου γίνεται συγκρίνοντας την τιμή των κριτηρίων για όλα τα υποψήφια μοντέλα.

Δεδομένου ότι τα παραπάνω κριτήρια υπολογίζονται μέσω της μέγιστης πιθανοφάνειας θεωρούμε βέλτιστο εκείνο το μοντέλο που τα ελαχιστοποιεί. Αναλυτικά ο υπολογισμός τους δίνεται παρακάτω:

$$AIC = -2 \times \log(L) + 2 \times (p + q + k + 1)$$

όπου  $k=0$  αν η σταθερά του μοντέλου  $c$  είναι μηδέν και  $k=1$  αν είναι διάφορη του μηδενός.

Ενώ το μοντέλο BIC που δίνει έξτρα βάρος στην πολυπλοκότητα του μοντέλου περιγράφεται ως εξής:

$$BIC = AIC + \log(n) \times (p + q + k + 1)$$

όπου  $n$ , το μέγεθος του δείγματος

Τέλος, πρέπει να τονίσουμε ότι τέτοιου είδους βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, πρόκειται για γραμμικούς συνδυασμούς ιστορικών παρατηρήσεων και στοχαστικών παραγόντων. Αυτό σημαίνει πως για την πρόβλεψη της τιμής  $Y_{n+1}$  απαιτείται γνώση των τιμών  $Y_n, Y_{n-1}, \dots, Y_{n-k}$ .

Όμως όταν προχωρούμε μπροστά στις προβλέψεις, όπως για την πρόβλεψη της τιμής  $Y_{n+2}$  απαιτείται γνώση των τιμών  $Y_{n+1}, Y_n, \dots, Y_{n-k+1}$ . Εδώ όπως φαίνεται, η  $Y_{n+1}$  δεν αποτελεί δεδομένο, αλλά μία πρόβλεψη του μοντέλου που φυσικά εμπεριέχει κάποια απόκλιση. Έτσι, η ακρίβεια πρόβλεψης ενός μοντέλου ARIMA αναμένεται να μειώνεται σημαντικά καθώς αυξάνει ο ορίζοντας πρόβλεψης.

Η επιλογή τους έγινε με τη χρήση της βιβλιοθήκης `autoarima` που συγκρίνει όλα τα πιθανά μοντέλα με βάση τους συντελεστές AIC, BIC.

Όπως αναφέρθηκε, για κάθε μια από τις ημέρες του μήνα, προβλέφθηκαν οι 24 οριακές τιμές ηλεκτρικής ενέργειας. Για κάθε μέρα του μήνα που περνάει, οι πραγματικές οριακές τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας θεωρούνται γνωστές, οπότε προστίθενται στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμεύουν στην πρόβλεψη της επόμενης ημέρας. Πολύ βασικό είναι να οριστεί το μέγεθος του δείγματος το οποίο θα λαμβάνει υπόψη το μοντέλο κατά την εκπαίδευση. Ελέγχθηκαν διάφορα μεγέθη. Συγκεκριμένα ελέγχθηκε διάστημα 12, 6, 3, 2 μηνών καθώς και ενός μόνο μήνα. Προφανώς όπως προαναφέρθηκε το διάστημα αυτό παραμένει σε μέγεθος σταθερό αλλά μετακαλείται μια μέρα μπροστά μετά από κάθε πρόβλεψη.

Ενώ εν μέρη από την ανάλυση της χρονοσειράς που έγινε παραπάνω φαίνεται ότι στατιστικά στο σύνολό της η χρονοσειρά είναι στάσιμη, επειδή όμως το μέγεθος του δείγματος αλλάζει, μπορεί να πια να πρέπει να αναθεωρηθεί το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό.

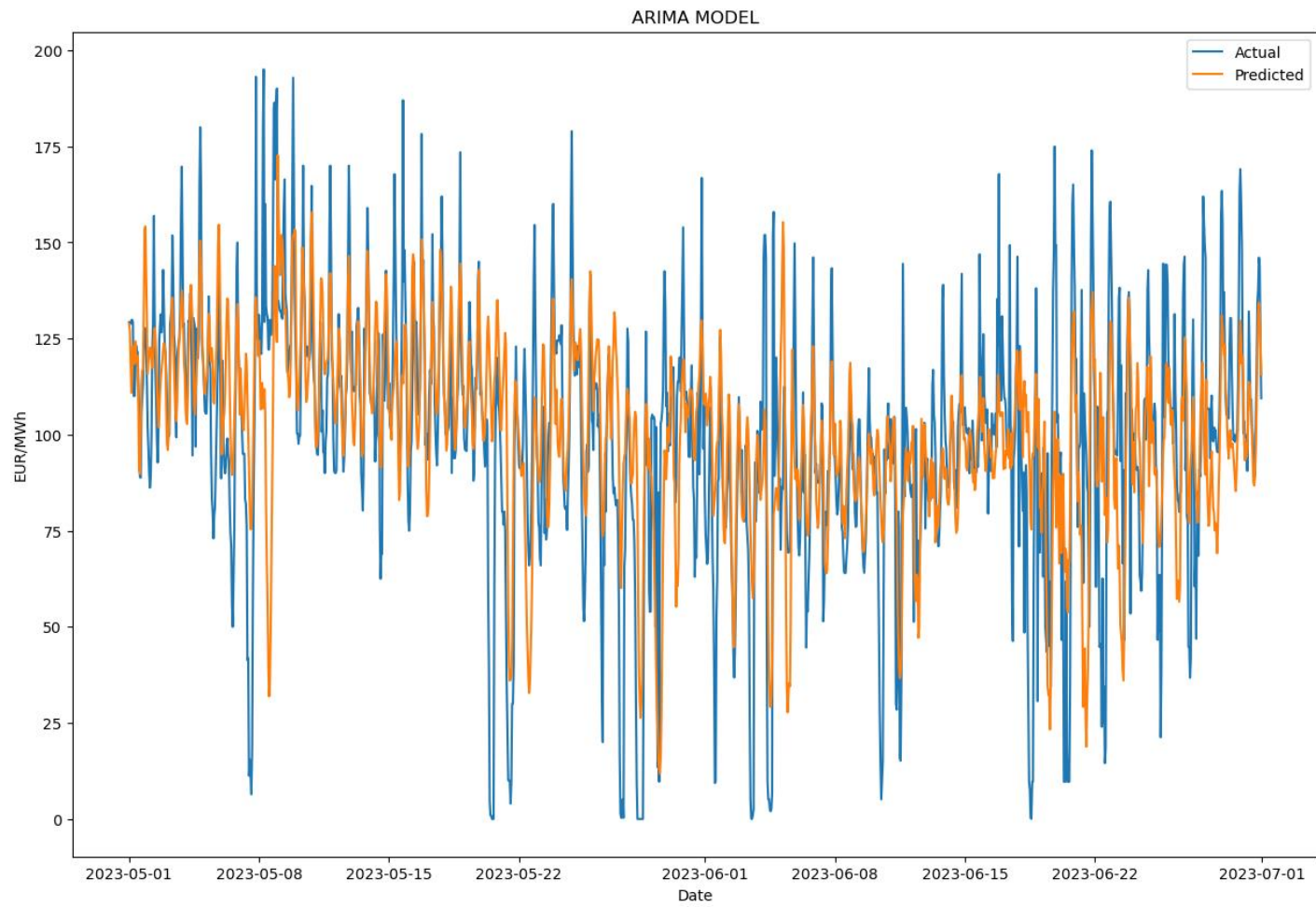
Με τη χρήση της βιβλιοθήκης «auto arima» επιλέγεται το κατάλληλο μοντέλο. Επιπλέον ελέγχεται κάθε φορά και η επιλογή της διαφορίσης με βάση το στατιστικό τεστ ADF.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα μοντέλα και τα διαστήματα που δοκιμάστηκαν.

| Μέγεθος Κυλιόμενου Παραθύρου | ADF TEST | Ενδεικνυόμενο μοντέλο |
|------------------------------|----------|-----------------------|
| 12 μήνες                     | NO       | (8,1,1)               |
|                              | NO       | (24,1,1)              |
|                              | YES      | (4,0,1)               |
|                              | YES      | (24,0,1)              |
|                              |          |                       |
| 6 μήνες                      | NO       | (3,1,3)               |
|                              | NO       | (24,1,3)              |
|                              | YES      | (3,0,2)               |
|                              | YES      | (24,0,2)              |
|                              |          |                       |
| 3 μήνες                      | NO, YES  | (6,0,1)               |
|                              | NO, YES  | (24,0,1)              |
|                              |          |                       |
| 2 μήνες                      | NO, YES  | (4,0,4)               |
|                              | NO, YES  | (24,0,4)              |
|                              |          |                       |
| 1 μήνας                      | NO, YES  | (9,0,0)               |
|                              | NO, YES  | (24,0,0)              |

Όπως βρέθηκε το ιδανικό μέγεθος του δείγματος εκπαίδευσης είναι οι 2 μήνες, Το αποτέλεσμα αυτό είναι λογικό καθώς μετά τους δύο μήνες η αγορά έχει αλλάξει οπότε η έξτρα πληροφορία δεν είναι χρήσιμη ενώ πριν τους 2 μήνες δεν υπάρχει αρκετή πληροφορία,

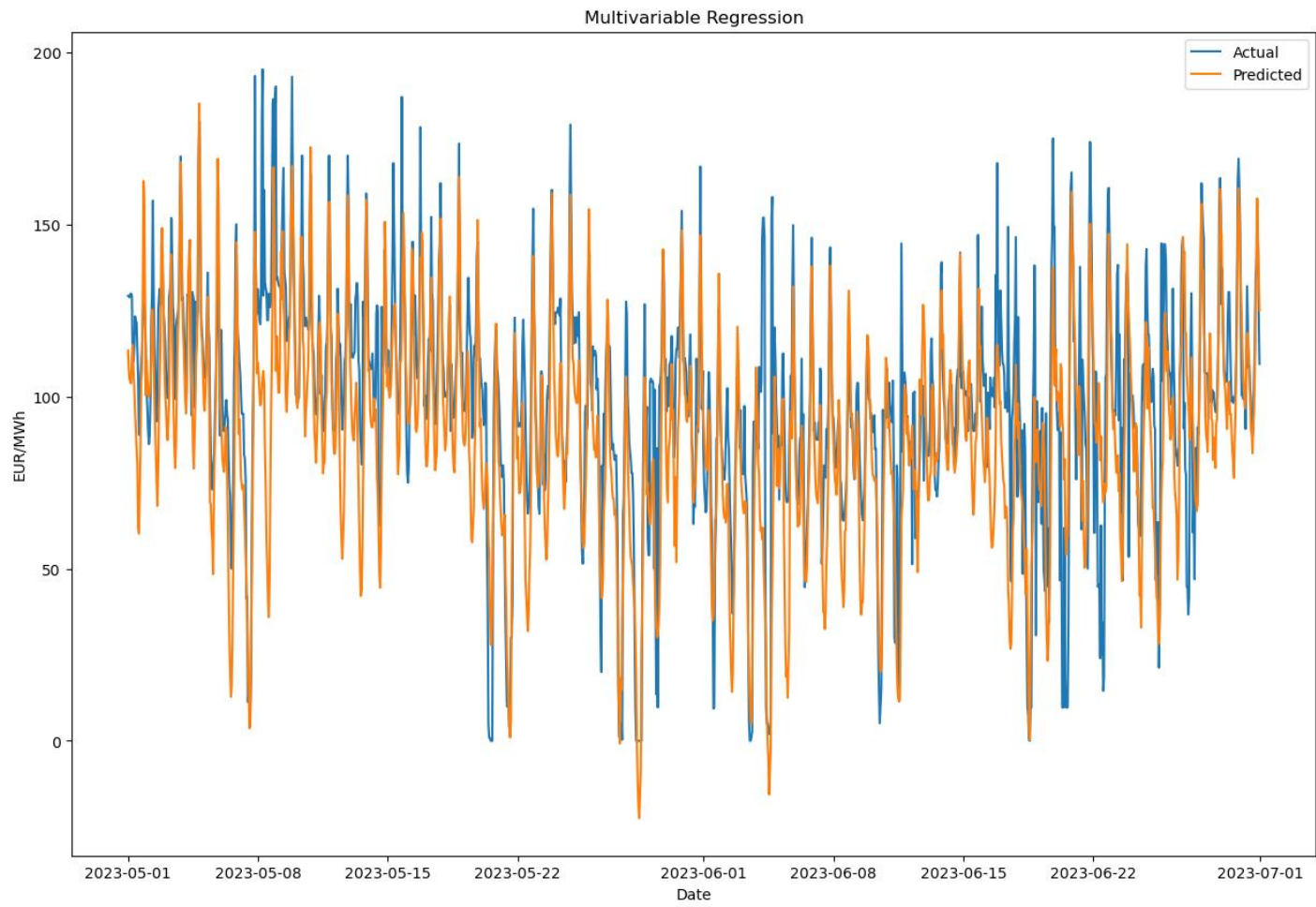
Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για το μοντέλο (24,0,4) το οποίο όπως αποδείχτηκε ήταν το πιο αποτελεσματικό από τα υπόλοιπα μοντέλα ARIMA.



Σχήμα 6.6. Προβλέψεις Μοντέλου ARIMA

## 6.5.2 Multivariable Regression

Το συγκεκριμένο μοντέλο δεν έχει παραμέτρους που μπορούμε να επιλέξουμε, οπότε δεν χρειάζεται και να γίνει κάποια τεχνική αναζήτησης πλέγματος.



Σχήμα 6.7. Προβλέψεις Μοντέλου Πολύ-μεταβλητής Παλινδρόμησης



### 6.5.3 Random Forest

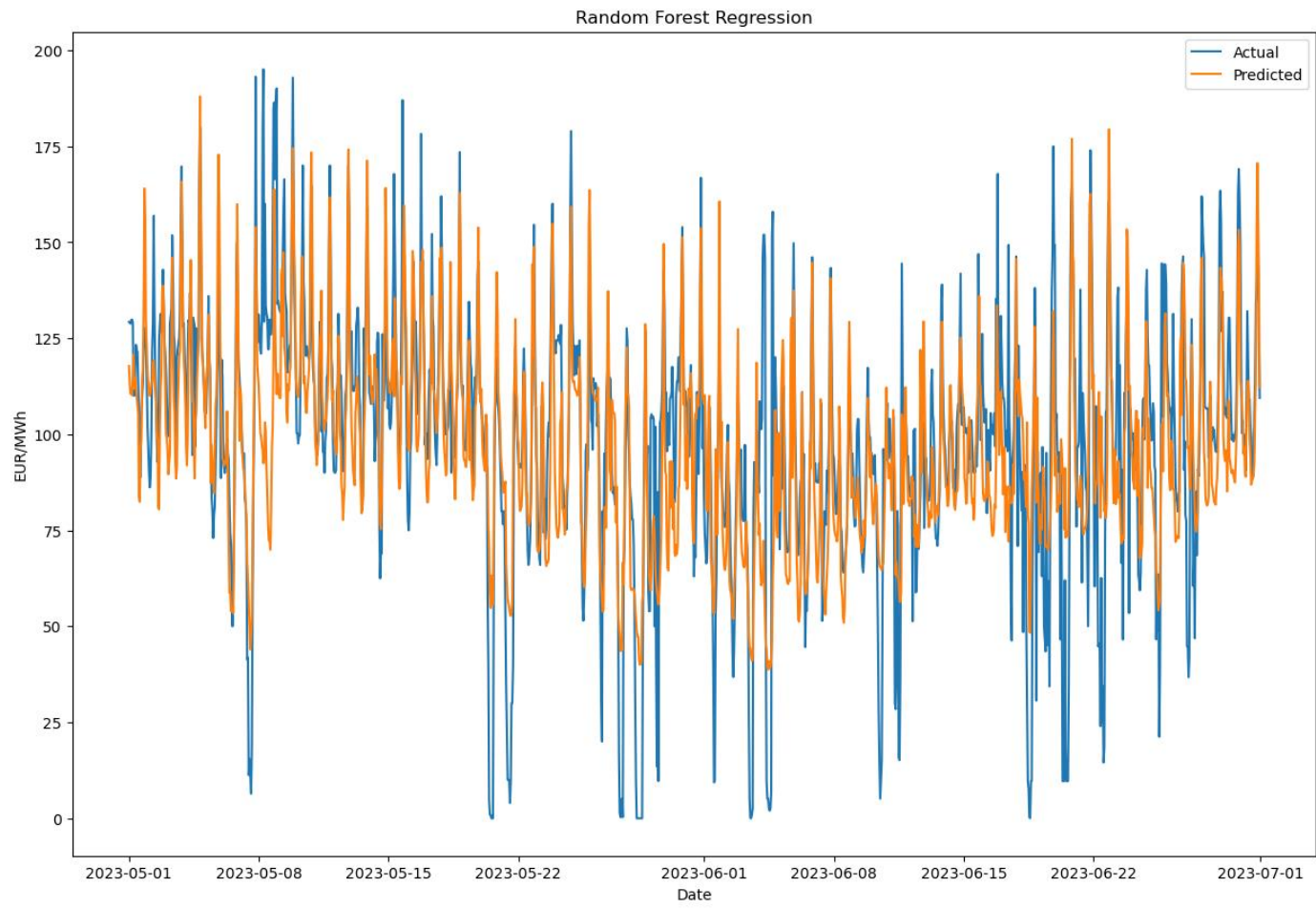
Στο συγκεκριμένο μοντέλο υπάρχουν παράμετροι που πρέπει να οριστούν.

- **Μέγιστο Βάθος (Max Depth):** Ελέγχει το μέγιστο βάθος κάθε δέντρου αποφάσεων στο δάσος. Είναι μια υπερπαράμετρος που περιορίζει το βάθος των ατομικών δέντρων. Τα βαθιά δέντρα μπορούν να αποτυπώσουν πιο περίπλοκες σχέσεις, αλλά ενδέχεται να υπερπροσαρμοστούν στα δεδομένα εκπαίδευσης.
- **Ελάχιστα Δείγματα στο Φύλλο (Min Samples Leaf):** Ορίζει το ελάχιστο αριθμό δειγμάτων που απαιτούνται για να υπάρχουν σε ένα φύλλο του δέντρου. Αποτρέπει τα δέντρα από το να δημιουργούν κόμβους με πολύ λίγα δείγματα, αποτρέποντας έτσι τον υπερπροσαρμογή.
- **Ελάχιστα Δείγματα για Διαχωρισμό (Min Samples Split):** Ορίζει το ελάχιστο αριθμό δειγμάτων που απαιτούνται για να γίνει διαχωρισμός σε έναν εσωτερικό κόμβο. Αν ένας κόμβος έχει λιγότερα δείγματα από αυτήν την παράμετρο, δεν θα γίνει περαιτέρω διαχωρισμός, μειώνοντας τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής.
- **Αριθμός Δέντρων (N Estimators):** Καθορίζει τον αριθμό των δέντρων στο δάσος. Η αύξηση αυτού του αριθμού βελτιώνει γενικά την απόδοση του μοντέλου μέχρι ένα σημείο, μετά το οποίο η βελτίωση μπορεί να γίνει μικρή ή ενδέχεται να προκύψει υπερπροσαρμογή.
- **Τυχαία Κατάσταση (Random State):** Ορίζοντας αυτήν την παράμετρο, εξασφαλίζεται ότι τα αποτελέσματα είναι επαναληψίμα.

Για το συγκεκριμένο λόγω έγινε αναζήτηση πλέγματος όπου εξετάστηκαν διάφοροι συνδυασμοί των παραμέτρων.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν:

|                   |      |
|-------------------|------|
| Max depth         | 50   |
| Min samples leaf  | 10   |
| Min samples split | 10   |
| N estimators      | 1000 |
| Random state      | 0    |



Σχήμα 6.8. Προβλέψεις Τυχαίων Δασών

## 6.5.4 MLP

Στο συγκεκριμένο μοντέλο υπάρχουν παράμετροι που πρέπει να οριστούν.

- **Μεγέθη Κρυφού Επιπέδου (Hidden Layer Sizes):** Αυτή η παράμετρος καθορίζει τον αριθμό των νευρώνων (ή μονάδων) σε κάθε κρυφό επίπεδο του MLP.
- **Ενεργοποίηση (Activation):** Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης εισάγουν μη γραμμικότητα στο νευρικό δίκτυο, επιτρέποντάς του να μάθει πολύπλοκα πρότυπα.
- **Επίλυτης (Solver):** Ο επίλυτης καθορίζει τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται για την ενημέρωση των βαρών κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης.

Συνήθεις επιλογές επίλυτη περιλαμβάνουν:

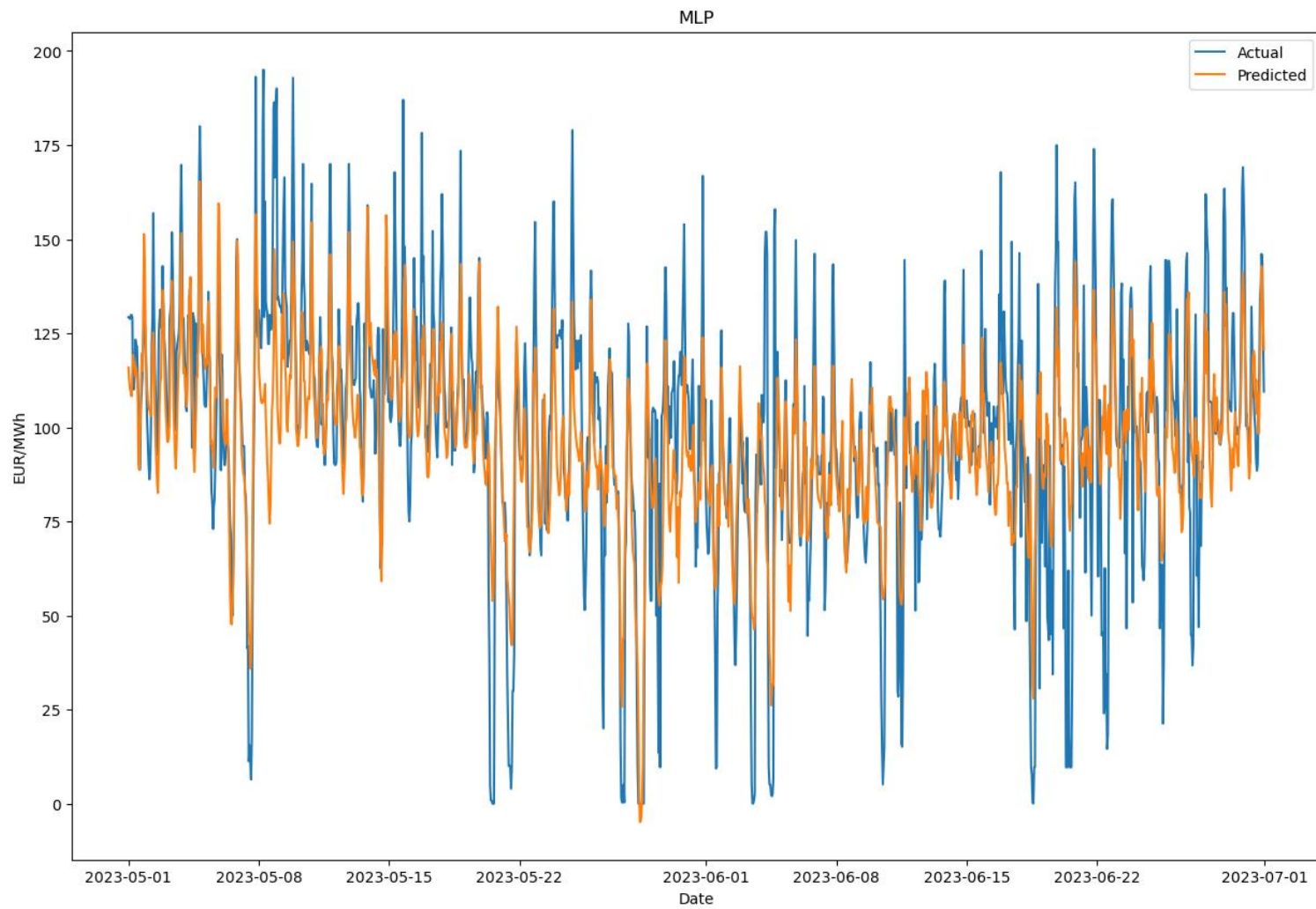
Adam: Adaptive Moment Estimation, SGD (Stochastic Gradient Descent), LBFGS (Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)

- **Μέγεθος Ομάδας (Batch Size):** Το μέγεθος της ομάδας αντιπροσωπεύει τον αριθμό των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται σε κάθε επανάληψη για την ενημέρωση των βαρών του δικτύου. Ένα μεγαλύτερο μέγεθος ομάδας μπορεί να επιταχύνει την εκπαίδευση αλλά ενδέχεται να απαιτήσει περισσότερη μνήμη.
- **Ρυθμός Μάθησης (Learning Rate):** Ο ρυθμός μάθησης καθορίζει το βήμα με το οποίο γίνεται η ενημέρωση των βαρών κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης. Ένας πολύ μεγάλος ρυθμός μάθησης μπορεί να προκαλέσει ταλάντωση, ενώ ένας πολύ μικρός μπορεί να επιβραδύνει τη σύγκλιση.
- **Άλφα (Alpha) - Παράμετρος L2 Κανονικοποίησης:** Η παράμετρος L2 κανονικοποίησης, είναι ένας παράγοντας που χρησιμοποιείται στην τεχνική κανονικοποίησης L2, η οποία εφαρμόζεται σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, για να αποτρέψει την υπερβολική εκτόξευση των παραμέτρων του μοντέλου. Η τεχνική αυτή προσθέτει έναν όρο L2 κανονικοποίησης στη συνολική συνάρτηση κόστους του μοντέλου. Έτσι, προστίθεται ένα κομμάτι στη συνάρτηση κόστους που πειράζει τη βελτιστοποίηση των βαρών κατά την εκπαίδευση. Η L2 κανονικοποίηση βοηθάει στην αποφυγή του overfitting και της υπερβολικής πολυπλοκότητας του μοντέλου, προσδίδοντας την ικανότητα γενίκευσης σε νέα δεδομένα.
- **Random State:** η χρήση της παραμέτρου `random_state` επιτρέπει την αναπαραγωγή των αποτελεσμάτων, καθιστώντας την πειραματική διαδικασία προβλέψιμη και επαναληπτική, κάτι που είναι ουσιώδες για την έρευνα, την εντοπισμό σφαλμάτων και τη σύγκριση διαφορετικών μοντέλων ή προσεγγίσεων.

Για το συγκεκριμένο λόγω έγινε αναζήτηση πλέγματος όπου εξετάστηκαν διάφοροι συνδυασμοί των παραμέτρων.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν:

|                    |            |
|--------------------|------------|
| Hidden_layer sizes | (100, 200) |
| Activation         | relu       |
| Solver             | adam       |
| batch_size         | 300        |
| learning_rate      | constant   |
| Alpha              | 0,01       |
| Max iterations     | 2000       |
| Random State       | 42         |

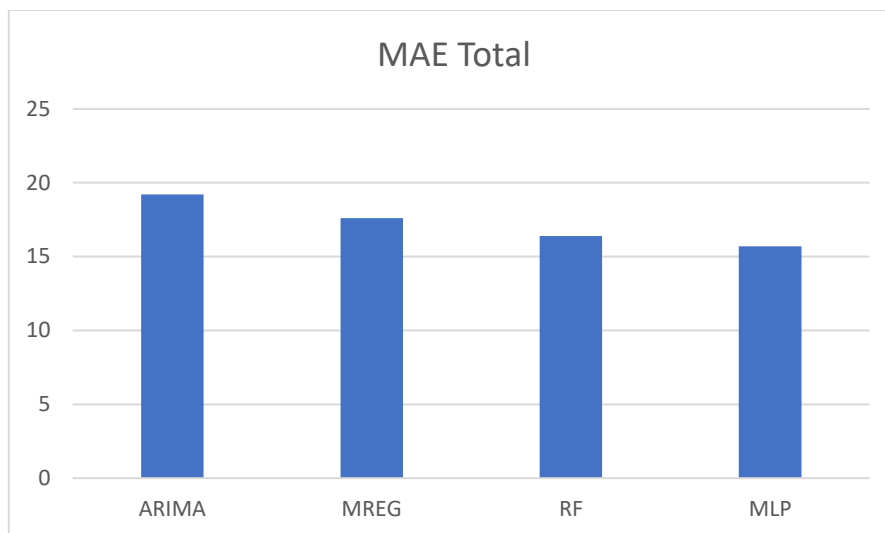


Σχήμα 6.9. Προβλέψεις Νευρικού Δικτύου

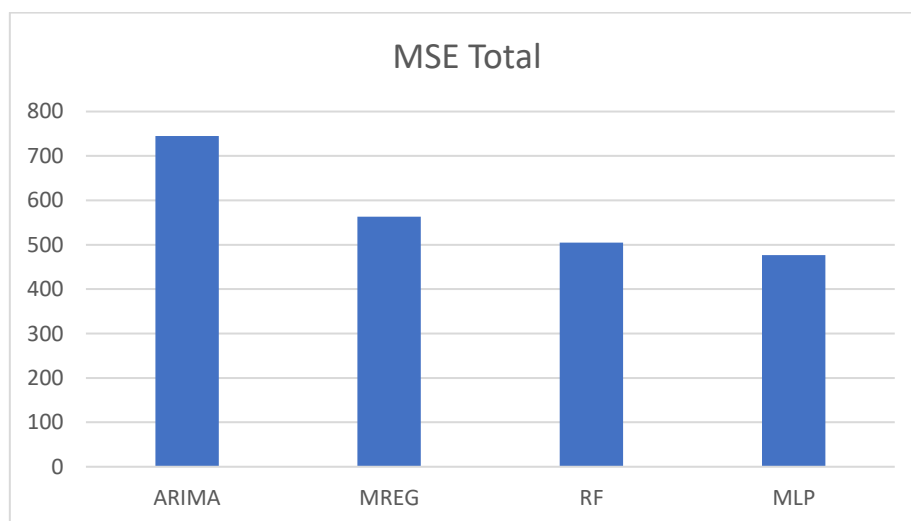
## 6.6 Σύγκριση Αποτελεσμάτων

➤ Συνολική απόδοση των μοντέλων

Μια γρήγορη σύγκριση των αποτελεσμάτων των μοντέλων δίνεται παρακάτω, όπου συγκεκριμένα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δεικτών MAE και MSE.



Σχήμα 6.10. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα των Προβλέψεων

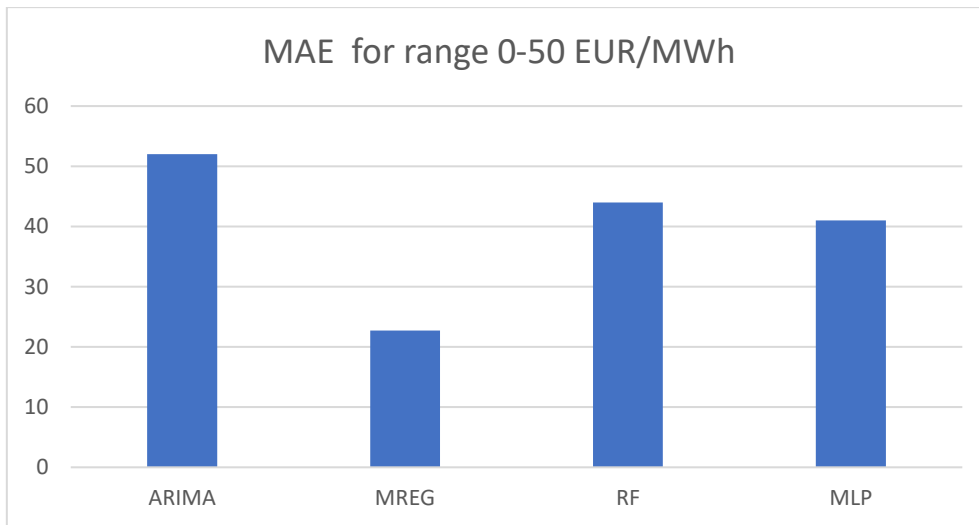


Σχήμα 6.11. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα των Προβλέψεων

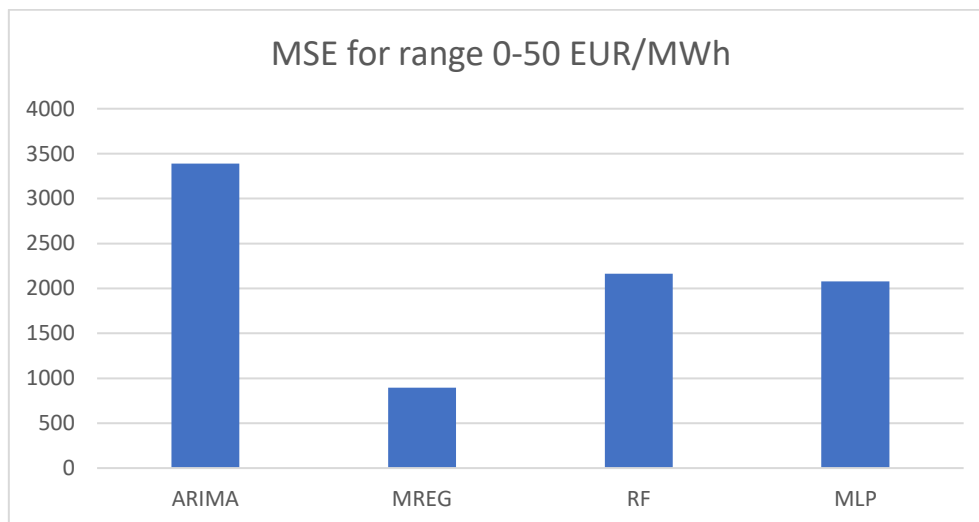
Όπως φαίνεται παραπάνω το μοντέλο με τις καλύτερες συστηματικά προβλέψεις είναι το νευρωνικό δίκτυο MLP. Έπειτα είναι το μοντέλο των τυχαίων δασών. Το απλό γραμμικό μοντέλο ωστόσο για την απλότητά του δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τα κλασσικά μοντέλα χρονοσειρών.

Ωστόσο για να διαπιστωθεί καλύτερα που υπερισχύει το κάθε μοντέλο καθώς και το πως κατανέμεται το σφάλμα, θα παρουσιαστεί το σφάλμα τόσο σε εύρη τιμών όσο και ανά ώρα της ημέρας.

➤ Σύγκριση σε επίπεδο τιμών 0-50 EUR/MWh



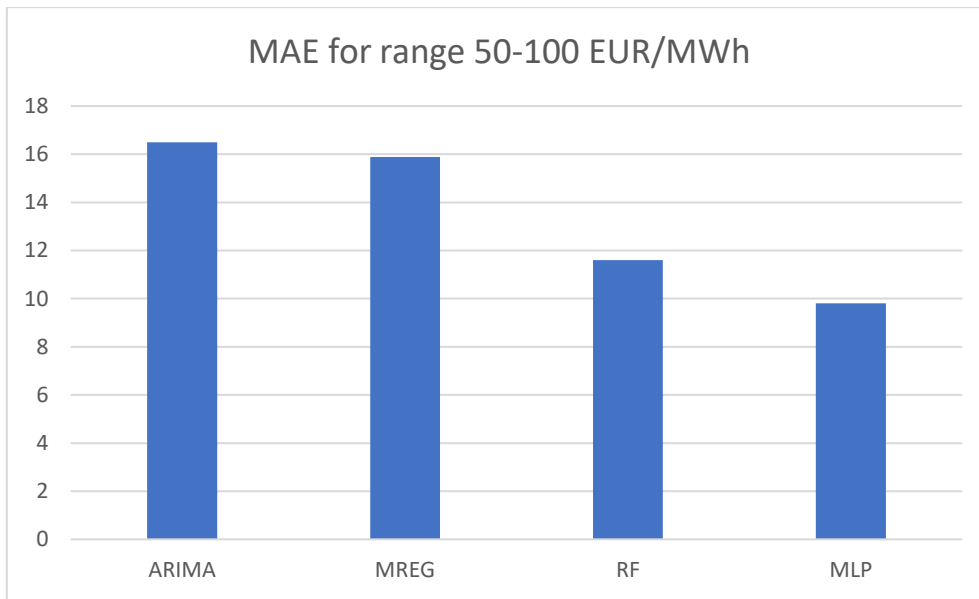
Σχήμα 6.12. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 0-50 EUR/MWh



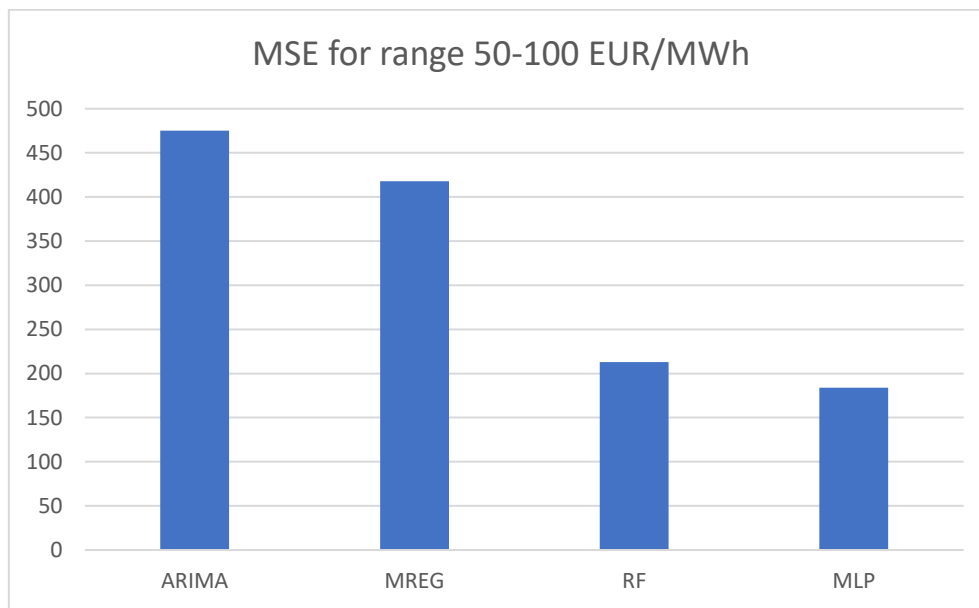
Σχήμα 6.13. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 0-50 EUR/MWh

Στα παραπάνω γραφήματα φαίνεται ότι στις αρκετά χαμηλές τιμές το πολύ-μεταβλητό γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης αποδίδει πολύ καλύτερα από τα άλλα μοντέλα. Στο συγκεκριμένο εύρος τιμών εξαιτίας της ιδιαιτερότητάς τους και της μικρότερης εμφάνισης τους στο δείγμα εκπαίδευσης, τα πιο πολύπλοκα μοντέλα μηχανικής μάθησης όπως το MLP και το RF δεν περιγράφουν τη συγκεκριμένη δυναμική καλά. Ωστόσο και πάλι το σφάλμα τους είναι μικρότερο από το μοντέλο χρονοσειρών ARIMA.

➤ Σύγκριση σε επίπεδο τιμών 50-100 EUR/MWh



Σχήμα 6.14. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 50-100 EUR/MWh

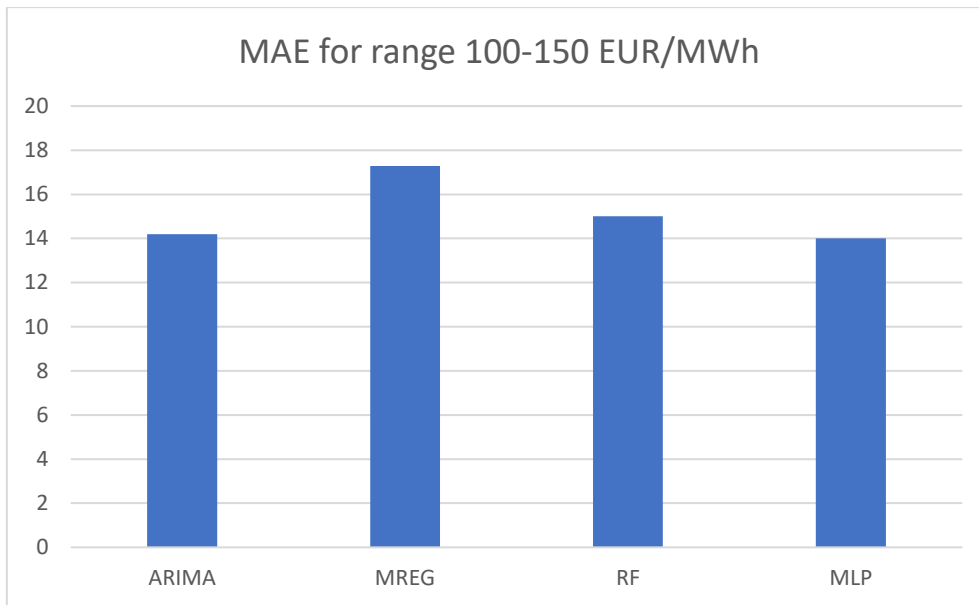


Σχήμα 6.15. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 50-100 EUR/MWh

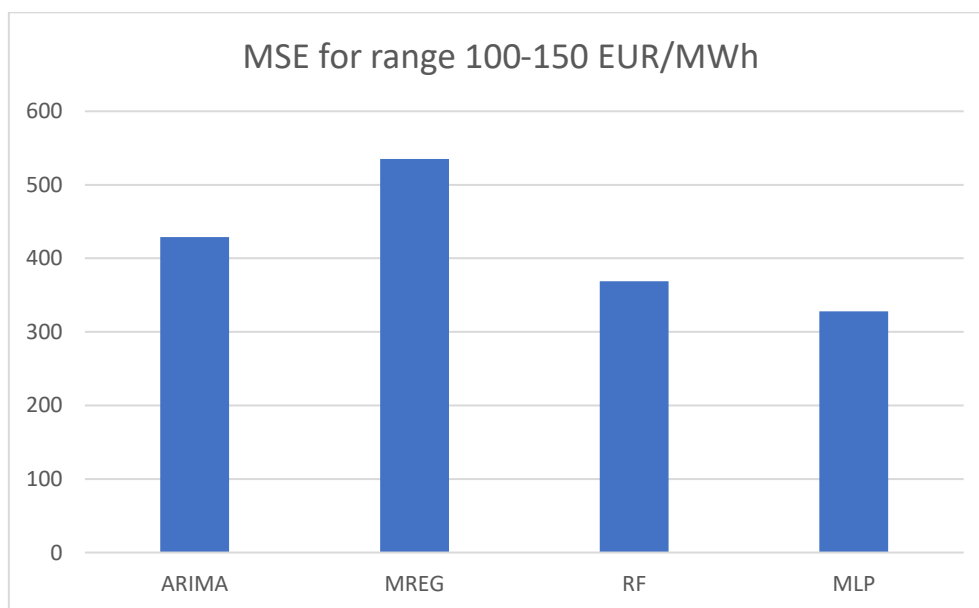
Σε αυτό το εύρος τιμών, το νευρωνικό δίκτυο προβλέπει καλύτερα την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας. Και το μοντέλο τυχαίων δασών δίνει καλές προβλέψεις, ενώ το γραμμικό μοντέλο και το μοντέλο ARIMA παράγουν τις χειρότερες προβλέψεις.



➤ Σύγκριση σε επίπεδο τιμών 100-150 EUR/MWh



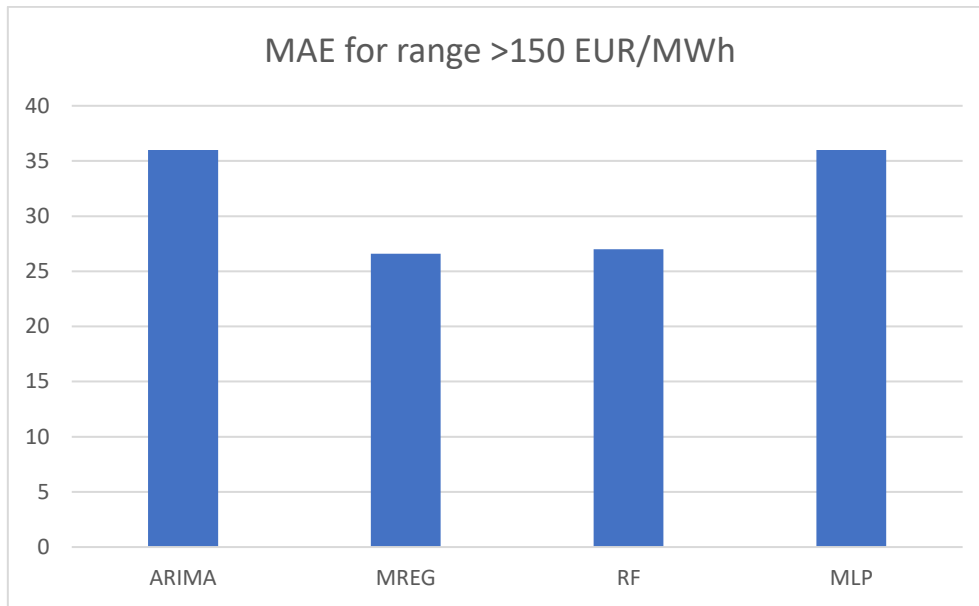
Σχήμα 6.16. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 150-150 EUR/MWh



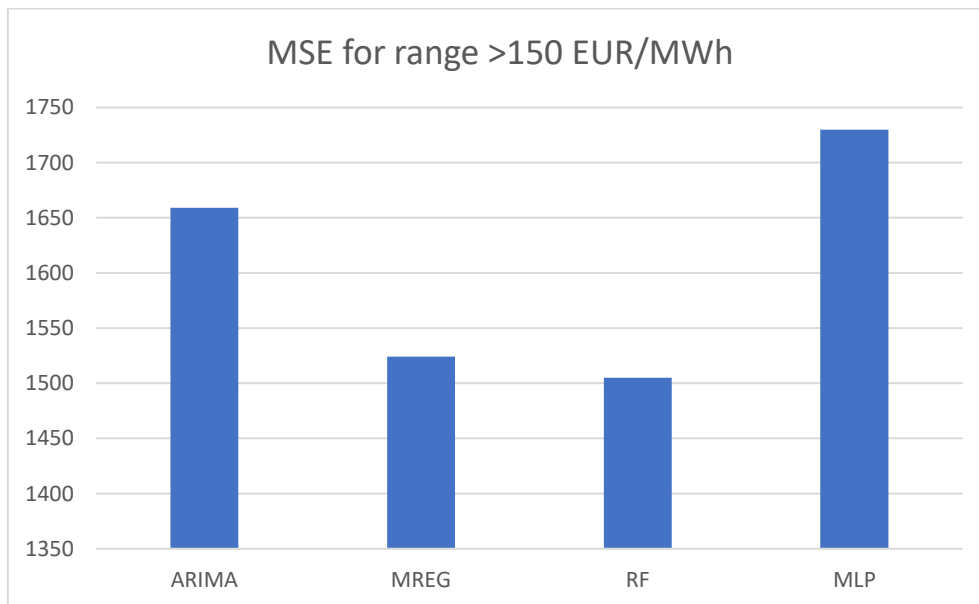
Σχήμα 6.17. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για εύρη τιμών 150-150 EUR/MWh

Σε τιμές ανάμεσα στα 100 και 150 EUR/MWh, τόσο το νευρωνικό δίκτυο όσο και το μοντέλο τυχαίων δασών προβλέπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας, σε τιμές απόλυτου σφάλματος 14-15 EUR/MWh. Το συγκεκριμένο εύρος είναι πολύ σημαντικό, καθώς όπως φάνηκε και στην στατιστική ανάλυση το μεγαλύτερο μέρος των τιμών που εκκαθαρίζει η αγορά περιέχεται εκεί. Στο συγκεκριμένο εύρος τις χειρότερες προβλέψεις δίνει το απλό γραμμικό μοντέλο.

➤ Σύγκριση σε επίπεδο τιμών >150 EUR/MWh



Σχήμα 6.18. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων για τιμές >150 EUR/MWh

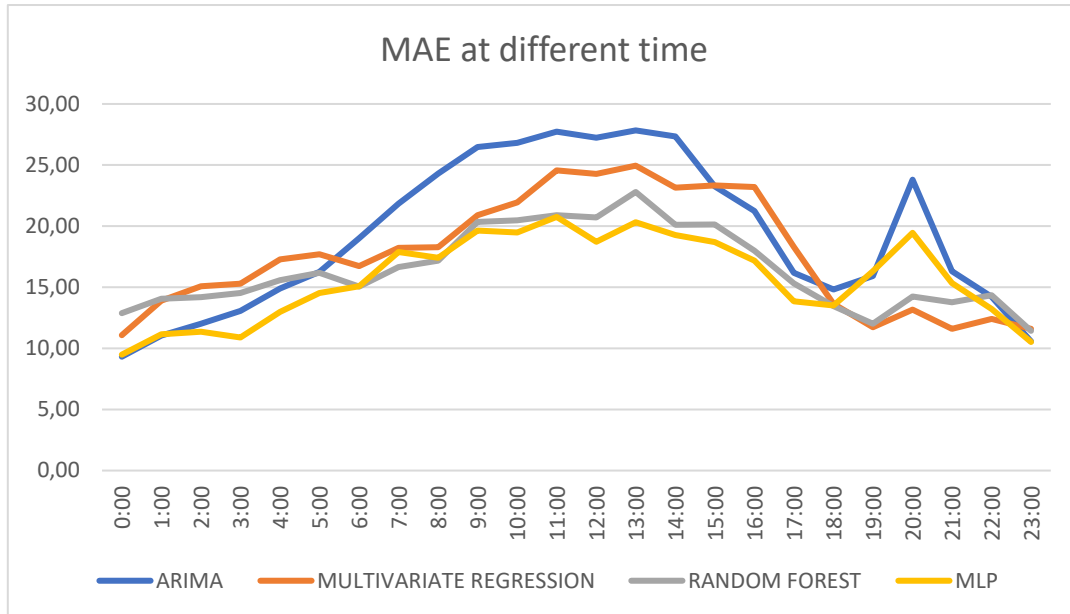


Σχήμα 6.19. Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα Προβλέψεων για τιμές >150 EUR/MWh

Καλύτερες προβλέψεις παρουσιάζει το μοντέλο μηχανικής μάθησης «Τυχαίων Δασών», αφού σε τιμές μεγαλύτερες των 150 EUR/MWh αποδίδει καλύτερα. Το γραμμικό μοντέλο βρίσκεται αρκετά κοντά. Ιδιαίτερο είναι το γεγονός πως το συγκεκριμένο εύρος το νευρωνικό δίκτυο δίνει κακές προβλέψεις και μάλιστα συγκρίσιμες με του μοντέλου ARIMA.

➤ Σύγκριση σε ωριαίο επίπεδο

Παρακάτω παρουσιάζεται το μέσο απόλυτο σφάλμα που παρουσιάζουν τα μοντέλα για κάθε ώρα της ημέρας.



Σχήμα 6.20. Μέσο Απόλυτο Σφάλμα Προβλέψεων ανά ώρα της ημέρας

Όπως φαίνεται όλα τα μοντέλα δίνουν χειρότερες εκτιμήσεις της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας τις ώρες 6:00 έως 17:00. Συγκεκριμένα τις ώρες αυτές τα φωτοβολταϊκά πάρκα, παράγουν μεγάλες ποσότητες ενέργειας ασκώντας συμπιεστικές πιέσεις στην τιμή ηλεκτρικής ενέργειας, Συχνό φαινόμενο πλέον η τιμή ηλεκτρικής ενέργειας να μηδενίζει αυτές τις ώρες. Αυτό είναι ένα φαινόμενο το οποίο πλέον, με την μεγάλη διείσδυση των ΑΠΕ γίνεται πιο συχνά, δεν αποτελούσε συστηματικό φαινόμενο στο παρελθόν για αυτό και τα μοντέλα αδυνατούν να περιγράψουν αυτήν τη συμπεριφορά. Επίσης τις ώρες 20:00-21:00 παρατηρείται αύξηση των σφαλμάτων απο το νευρωνικό δίκτυο (MLP) και το μοντέλο ARIMA, καθώς αυτές τις ώρες οι τιμές είναι αρκετά υψηλές. Τις συγκεκριμένες ώρες ανακάμπτει η ζήτηση του οικιακού τομέα, αναγκάζοντας έτσι να μπαίνουν στο σύστημα ευέλικτες μονάδες οι οποίες καλύπτουν την μειωμένη παραγωγή των ΑΠΕ.

## 6.7 Συμπεράσματα και Προτάσεις για το μέλλον

Συνοψίζοντας, όπως παρουσιάστηκε και παραπάνω τα νευρωνικά δίκτυα αποδίδουν καλύτερα στη πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελληνική Αγορά Επόμενης Μέρας. Έτσι τα ενδιαφερόμενα πρόσωπα χρησιμοποιώντας τις προβλέψεις φορτίου, παραγωγής ΑΠΕ, τους δείκτες τιμών φυσικού αερίου καθώς και ιστορικά χαρακτηριστικά των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας του διασυνδεδεμένου συστήματος Ελλάδας-Βουλγαρίας-Ιταλίας, μπορούν να εκτιμήσουν την προ ημερήσια αγορά με λογικά σφάλματα (μέσο απόλυτο σφάλμα της τάξης του 15 EUR/MWh), δεδομένου της ωριμότητας της αγοράς, καθώς η πλήρης συζευγμένη λειτουργία πραγματοποιείται εδώ και μόλις δυο χρόνια και της ύπαρξη διασυνδέσεων με μη συζευγμένα σύνορα όπως της Αλβανίας, Τουρκίας και Βόρειας Μακεδονίας. Είναι γεγονός πως σε πιο ώριμες αγορές το μέσο απόλυτο σφάλμα τείνει να προσεγγίζει τιμές μικρότερες των 10 EUR/MWh. Ωστόσο ακόμη και σε αυτές τις αγορές η σημερινή κατάσταση είναι διαφορετική καθώς τα απότομα βυθίσματα της τιμής ακόμη και κάτω του μηδενός δεν είναι προβλέψιμη.

Αναφορικά με τη συγκεκριμένη εργασία φάνηκε πως οι κλασσικές μέθοδοι πρόβλεψης χρονοσειρών όπως τα μοντέλα ARIMA, αδυνατούν να δώσουν καλές προβλέψεις σε σχέση με τα μοντέλα μηχανικής μάθησης παλινδρόμησης. Το αποτέλεσμα αυτό είναι λογικό εξαιτίας της μεγάλης διακύμανσης των ωριαίων τιμών και του ορίζοντα πρόβλεψης (24 ώρες μπροστά). Από τα μοντέλα μηχανικής μάθησης ξεχωρίζουν το μοντέλο νευρωνικών δικτύων και το μοντέλο «τυχαίων δασών». Ένας ακόμη λόγος των μεγαλύτερων συγκριτικά με άλλες αγορές σφαλμάτων, είναι ότι το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σχετικά μικρό για την εκπαίδευση πολύπλοκων μοντέλων. Ωστόσο σημειώνεται πως τα αποτελέσματα συμφωνούν με τα συμπεράσματα άλλων ερευνών σε αγορές της ΝΑ Ευρώπης, όπου και τα παρατηρούμενα σφάλματα ήταν παρόμοια.

Ενδιαφέρον επίσης κρίνεται και το αποτέλεσμα ότι το απλό πολυ-μεταβλητό μοντέλο δίνει πολύ καλύτερη εκτίμηση των χαμηλών τιμών σε σχέση με τα πιο πολύπλοκα νευρωνικών δικτύων MLP. Αυτό θα μπορούσε να σημαίνει και ότι ιδανικά κάποιος που ενδιαφέρεται για προβλέψεις μπορεί να έχει στη χρήση του πάνω από ένα μοντέλα, εφόσον η προβλεπτική τους ικανότητα ξεχωρίζει σε συγκεκριμένα επίπεδα ή ώρες τιμών.

Για την βελτίωσή των αποτελεσμάτων θα μπορούσε να δοκιμαστεί η εκπαίδευση σε μεγαλύτερο όγκο δεδομένων. Επιπλέον να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές μεθοδολογίες για την επιλογή των μεταβλητών εισόδου, όπως εξαντλητικοί αλγόριθμοι. Επειδή το σύστημα αλλάζει δυναμικά χρήσιμη θα ήταν εκτενής στατιστική ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την τιμή στόχος.

Τέλος ενδιαφέρον θα είχε να χρησιμοποιηθούν αναδρομικά νευρωνικά δίκτυα (RNNs), τα οποία μπορούν να κατανοήσουν και την χρονική ακολουθία των δεδομένων. Τέτοια δίκτυα είναι τα LSTMs τα οποία έχουν μεγάλη απήχηση σε μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών. Βέβαια θα ήταν χρήσιμο καθώς εξελίσσεται ο χρόνος, να γίνει συλλογή και επιπλέον δεδομένων ώστε να βελτιωθεί η εκπαίδευση των πολύπλοκων αυτών μοντέλων.

Ως προς την επέκταση της εφαρμογής αυτής, μοντέλα που επιτυχώς προβλέπουν την Αγορά Επόμενης μέρας θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τις προβλέψεις των ενδο-ημερήσιων αγορών CRIDAs. Οι συγκεκριμένες αγορές όπως αναφέρθηκε και στο ανάλογο κεφάλαιο λειτουργούν παρόμοια με την προ-ημερήσια αγορά. Επιπλέον υπάρχουν ενημερωμένες προβλέψεις για τα στοιχειώδη του συστήματος και έχοντας επιπλέον γνωστή την πραγματική λύση της DAM, οι συμμετέχοντες θα μπορούσαν να εκτιμήσουν και τις ενδο-ημερήσιες τιμές.

Βέβαια τα δεδομένα της συζευγμένης λειτουργίας της αγοράς αυτής είναι ακόμη πιο περιορισμένα, κάτι το οποίο μπορεί να δυσκολέψει την εκπαίδευση πολύπλοκων μοντέλων. Μια ακόμη εφαρμογή θα μπορούσε να αποτελέσει και η πρόβλεψη των τιμών ενέργειας εξισορρόπησης, ωστόσο είναι πολύ πιο δύσκολο καθώς είναι μια εξιδεικευμένη αγορά με πολλαπλά προϊόντα (ανοδική, καθοδική εφεδρεία).

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

1. MOHAMMAD YUSRI (2009). «STUDY OF ELECTRICITY MARKET MODELS IN THE RESTRUCTURED ELECTRICITY SUPPLY INDUSTRY». UNIVERSITY TEKNOLOGI MALAYSIA, MALAYSIA
2. ΤΣΑΠΑΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ (2022). «ΒΑΣΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΚΑΙ ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
3. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΑ ΔΑΪΛΑΚΗ (2017). «ΘΕΜΑ: Νομικά Ζητήματα των Χρηματιστηρίων Ενέργειας Η νομοθεσία που διέπει τα Χρηματιστήρια Ενέργειας και οι έννομες σχέσεις ΤΩΝ ΣΥΜΜΕΤΕΧΟΝΤΩΝ ΜΕΡΩΝ». ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ, ΑΘΗΝΑ
4. ΣΠΥΡΟΠΟΥΛΟΣ, ΑΝΤΩΝΙΟΣ (2019). «ΑΓΟΡΑ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΗΝ ΕΛΛΑΔΑ, ΜΕΤΑΒΑΣΗ ΣΤΟ ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ TARGET MODEL ΚΑΙ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΤΟΥ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
5. DANIEL KIRSCHEN & GORAN STRBAC (2004). «FUNDAMENTALS OF POWER SYSTEM ECONOMICS». UK: JOHN WILEY & SONS, LTD
6. ECONOMIC CONSULTING ASSOCIATES (2015). «EUROPEAN ELECTRICITY FORWARD MARKETS AND HEDGING PRODUCTS – STATE OF PLAY AND ELEMENTS FOR MONITORING». UK
7. ANTHONY PAPAVALIIOU. «OVERVIEW OF EU CAPACITY REMUNERATION MECHANISMS»
8. [GUIDO PEPERMANS](#) (2018). «EUROPEAN ENERGY MARKET LIBERALIZATION: EXPERIENCES AND CHALLENGES». KU LEUVEN, BELGIUM
9. **THOMAS-OLIVIER LÉAUTIER & CLAUDE CRAMPES (2016).** «LIBERALISATION OF THE EUROPEAN ELECTRICITY MARKETS: A GLASS HALF FULL». ΑΝΑΚΤΗΘΗΚΕ 02/10/2023 <https://fsr.eui.eu/liberalisation-european-electricity-markets-glass-half-full/>
10. TOORAJ JAMASB & MICHAEL POLLITT (2005). «ELECTRICITY MARKET REFORM IN THE EUROPEAN UNION: REVIEW OF PROGRESS TOWARD LIBERALIZATION & INTEGRATION». ΑΝΑΚΤΗΘΗΚΕ 02/10/2023
11. ΙΛΕΚΤΡΑ ΧΑΛΚΙΑΔΑΚΙ (2021). «THE EUROPEAN TARGET MODEL IN ENERGY MARKETS OBJECTIVES, CHALLENGES AND PROSPECTS». UNIVERSITY OF PIRAEUS, ATHENS

12. ΝΑΝΤΣΗ ΕΥΔΟΞΙΑΣ (2019). «Η ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ: ΤΟ ΕΥΡΩΠΑΪΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΤΟΧΟΣ ΚΑΙ ΤΟ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ». ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ, ΜΑΚΕΔΟΝΙΑ
13. ΚΟΥΤΣΙΟΥΜΠΙΑΣ ΣΤΑΥΡΟΣ (2018). «ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΗΣ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗΣ ΚΑΙ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΣΤΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΕΝΟΠΙΟΗΣΗΣ ΣΥΜΦΩΝΑ ΜΕ ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΤΟΧΟ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ & ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΑΘΗΝΑ
14. ΛΑΜΠΑΚΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ (2018). «ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ (TARGET MODEL)». ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
15. [ENDRE BJORNDAL](#) & [METTE HELENE BJORNDAL](#) & [HONG CAI](#) (2018). «FLOW-BASED MARKET COUPLING IN THE EUROPEAN ELECTRICITY MARKET – A COMPARISON OF EFFICIENCY AND FEASIBILITY». NORWEGIAN SCHOOL OF ECONOMICS, NORWAY
16. ΑΝΑΓΝΩΣΤΟΠΟΥΛΟΥ ΑΓΓΕΛΙΚΗ & ΧΟΝΔΡΟΣ ΙΩΑΝΝΗΣ (2015). «ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΩΝ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗΣ ΣΥΜΦΟΡΗΣΕΩΝ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΗ», ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
17. «EUPHEMIA: DESCRIPTION AND FUNCTIONING». ΑΝΑΚΤΗΘΗΚΕ 02/10/2023 [https://www.epexspot.com/sites/default/files/2020-02/Euphemia\\_Description%20and%20functioning\\_1812.pdf](https://www.epexspot.com/sites/default/files/2020-02/Euphemia_Description%20and%20functioning_1812.pdf)
18. ΘΕΟΔΩΡΟΣ Σ. ΛΥΤΡΑΣ (2017). «Η ΑΠΕΛΕΥΘΕΡΩΣΗ ΤΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ Η ΣΥΜΒΑΣΗ ΠΡΟΜΗΘΕΙΑΣ». (ΥΠΟ ΕΚΔΟΣΗ), ΑΝΑΚΤΗΘΗΚΕ 02/10/2023 <https://docplayer.gr/49602010-Theodoros-s-lytras-i-apeleytherosi-tis-agoras-ilektrikis-energeias-kai-i-symvasi-promitheias.html>
19. [ΜΑΛΑΚΟΥΔΗ ΧΡΙΣΤΙΝΑ ΓΕΩΡΓΙΟΥ](#) (2023). «ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗΣ ΈΝΩΣΗΣ – Η ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ EU TARGET MODEL – THE CASE STUDY OF GREEK POWER MARKET». ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
20. ΖΑΒΡΑΔΙΝΟΥ ΜΑΡΙΑ ΚΛΑΙΡΗ (2021). «ΤΟ ΣΥΓΧΡΟΝΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΑΓΟΡΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΩΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗΣ», ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
21. ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΕΜΜΑΝΟΥΗΛ ΠΑΠΑΘΕΟΔΩΡΟΥ (2021). «ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΣΤΡΑΤΗΓΙΚΩΝ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ

22. «ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΣ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟΥ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ». ΈΚΔΟΣΗ 1.8 (07.03.2023)
23. «ΚΑΝΟΝΙΣΜΟΣ ΑΓΟΡΑΣ ΕΞΙΣΟΡΡΟΠΗΣΗΣ». ΈΚΔΟΣΗ 4.0 (ΔΕΚΕΜΒΡΙΟΣ 2020)
24. ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΑΣΗΜΑΚΟΠΟΥΛΟΣ (2020). «ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΤΗΣ ΟΥΓΓΑΡΙΑΣ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
25. ΠΑΡΑΣΚΕΥΑΣ ΔΗΜΗΤΡΗΣ (2017). «ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ». ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
26. [TIES VAN DER HEIJDEN](#) & [JESUS LAGO](#) & [PETER PALENSKY](#) & [EDO ABRAHAM](#) (2021). «ELECTRICITY PRICE FORECASTING IN EUROPEAN DAY AHEAD MARKETS: A GREEDY CONSIDERATION OF MARKET INTEGRATION». IEEE, DOI: [10.1109/ACCESS.2021.3108629](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3108629)
27. ΣΤΟΥΜΠΟΥ ΧΑΡΑΛΑΜΠΙΑ (2021). «ΜΕΘΟΔΟΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ», ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
28. ΣΤΕΦΑΝΟΣ ΠΑΠΑΧΡΙΣΤΟΔΟΥΛΟΥ (2018). «ΜΟΝΤΕΛΑ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
29. ΜΑΡΙΝΑΣ ΓΙΑΝΝΟΥΚΟΥ (2020). «ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΟΡΙΑΚΗΣ ΤΙΜΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
30. ΣΠΥΡΟΜΗΤΡΟΣ-ΕΙΟΥΦΗΣ (2016). «ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΟΛΛΑΠΛΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΩΝ». ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
31. ΝΙΚΟΛΑΟΣ Β. ΤΡΙΑΝΤΑΦΥΛΛΟΥ (2022). «ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΪΚΗΣ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ
32. ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΠΑΠΑΖΟΓΛΟΥ (2019). «ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΕΚΚΑΘΑΡΙΣΗΣ ΤΗΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΣΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ ΤΗΣ ΠΟΛΩΝΙΑΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ». ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ, ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
33. ΑΠΟΣΤΟΛΟΥ Γ. ΤΑΜΒΑΚΗ (2019). «ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΗ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΗΛΕΚΤΡΙΚΟΥ ΦΟΡΤΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ». ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ, ΒΟΛΟΣ
34. ΝΑΤΑΛΙΑ ΣΑΜΑΡΑ (2022). «ΔΕΝΔΡΑ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ». ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ, ΑΘΗΝΑ



35. ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΑΛΧΑΖΙΔΗΣ (2019). «ΜΕΛΕΤΗ ΧΡΗΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΧΩΡΟΧΡΟΝΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΑΠΟ ΔΙΚΤΥΑ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ». ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ, ΣΑΜΟΣ
36. **CH SEKHAR &P SAI MEGHANA (2020)**. «A STUDY ON BACKPROPAGATION IN ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS». INDIA UNIVERSITY, INDIA
37. ΠΗΤΑ ΔΗΜΗΤΡΙΟΥ (2018). «ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΗ». ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ, ΣΑΜΟΣ
38. RAFAL WERON (2014). «ELECTRICITY PRICE FORECASTING: A REVIEW OF THE STATE-OF-THE-ART WITH A LOOK INTO THE FUTURE». INTERNATIONAL JOURNAL OF FORECASTING. WROCLAW, POLAND
39. M. HEMMATI N. AMJADY (2006). «ENERGY PRICE FORECASTING - PROBLEMS AND PROPOSALS FOR SUCH PREDICTIONS». IEEE POWER AND ENERGY MAGAZINE. DOI: 10.1109/MPAE.2006.1597990
40. ALEKSANDRA DEDINEC, ALEKSANDAR DEDINEC (2017). «ELECTRICITY PRICE FORECASTING OF THE SOUTH-EAST EUROPEAN POWER EXCHANGES». 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION SOCIETY AND TECHNOLOGY ICIST, MACEDONIA
41. JESUS LAGO, FJO DE RIDDER, BART DE SCHUTTE (2018). «FORECASTING SPOT ELECTRICITY PRICES: DEEP LEARNING APPROACHES AND EMPIRICAL COMPARISON OF TRADITIONAL ALGORITHMS». DELFT, NETHERLANDS
42. LÉONARD TSCHORA, ERWAN PIERRE, MARC PLANTEVIT AND CÉLINE ROBARDET (2022). «ELECTRICITY PRICE FORECASTING ON THE DAY-AHEAD MARKET USING MACHINE LEARNING». DOI: 10.1016/J.APENERGY.2022.118752
43. ALI NAJEM ALKAWAZ ABDALLAH ABDELLATIF, JEEVAN KANESAN, ANIS SALWA MOHD KHAIRUDDIN, AND HASSAN MUWAFQA GHENI (2022). «DAY-AHEAD ELECTRICITY PRICE FORECASTING BASED ON HYBRID REGRESSION MODEL». IEE. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3213081