



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΕΙΡΑΙΩΣ**

ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ
ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ

ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Πρόβλεψη και Ανάλυση των Παραγόντων Διαμόρφωσης
της Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ελληνική Αγορά Επόμενης Ημέρας

Συγγραφέας:

Στεφανία-Βαία Π. Γάτου

Επιβλέπων:

Ευάγγελος Σπηλιώτης
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2025



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΕΙΡΑΙΩΣ**

ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ
ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ Π.Μ.Σ.
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Πρόβλεψη και Ανάλυση των Παραγόντων Διαμόρφωσης
της Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Ελληνική Αγορά Επόμενης Ημέρας

Στεφανία-Βαία Π. Γάτου
gatous@ntua.gr

Επίβλεψη:
Ευάγγελος Σπηλιώτης
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή την 2^α Ιουλίου 2025.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

Σπηλιώτης Ευάγγελος
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Ασκούνης Δημήτριος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Μαρινάκης Ευάγγελος
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2025

(Υπογραφή)

Στεφανία-Βαία Π. Γάτου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Α.Π.Θ.
Κάτοχος Μεταπτυχιακού Προγράμματος «Τεχνο-οικονομικά Συστήματα» της Σχολής
Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

© Stefania-Vaia P. Gatou 2025 – All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματός της, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπούς μη κερδοσκοπικούς, εκπαιδευτικούς ή ερευνητικούς, με την προϋπόθεση ότι θα αναφέρεται ρητώς η πηγή και θα διατηρείται το παρόν μήνυμα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται στο παρόν έγγραφο εκφράζουν τη συγγραφέα και δεν εκπροσωπούν απαραίτητα τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν τη διαμόρφωση της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην ελληνική αγορά επόμενης ημέρας και η ανάπτυξη μοντέλων πρόβλεψης για τη βελτίωση της ακρίβειας.

Εξετάστηκε η συμβολή τεχνικών χαρακτηριστικών, όπως το ισοζύγιο φορτίου-παραγωγής και η παραγωγή ανά τεχνολογία, οικονομικών δεικτών όπως η τιμή φυσικού αερίου και πετρελαίου, αλλά και ημερολογιακών και κρίσιμων μεταβλητών, όπως οι αργίες, η πανδημία Covid-19 και ο πόλεμος στην Ουκρανία.

Αναπτύχθηκε κατάλληλη μεθοδολογία αξιολόγησης, βασισμένη σε γραμμική παλινδρόμηση, Random Forest και XGBoost, με στόχο τη σύγκριση της απόδοσης των μοντέλων και την κατανόηση της συνεισφοράς κάθε ομάδας χαρακτηριστικών.

Η προσέγγιση εφαρμόστηκε σε ιστορικά δεδομένα της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, με σκοπό την ανάδειξη της σημασίας εξωτερικών και χρονικών παραγόντων στην πρόβλεψη της τιμής και την υποστήριξη της λήψης αποφάσεων από τον διαχειριστή του συστήματος.

Λέξεις Κλειδιά: Πρόβλεψη Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας, Αγορά Επόμενης Ημέρας, Γραμμική Παλινδρόμηση, Μηχανική Μάθηση, Ενεργειακή Κρίση, Ελληνική Αγορά Ενέργειας

Abstract

This thesis examines the main factors influencing the Day-Ahead electricity price in the Greek market and investigates how forecasting models can improve prediction accuracy.

The analysis includes technical aspects, such as the forecasted load–generation balance and production by energy source, as well as economic indicators like gas and oil prices. It also considers time-related variables and events such as holidays, the Covid-19 pandemic, and the war in Ukraine.

A suitable methodology was designed using linear regression, Random Forest, and XGBoost. The models were applied to real historical market data in order to compare their performance and to understand how each group of variables contributes to price fluctuations.

The goal is to support electricity system operators in making more informed decisions, especially during periods of high uncertainty.

Key Words: Electricity Price Forecasting, Day-Ahead Market, Linear Regression, Machine Learning, Energy Crisis, Greek Electricity Market

Ευχαριστίες

Κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας είχα την τύχη να στηριχθώ από ανθρώπους, των οποίων η συμβολή υπήρξε καθοριστική. Θα ήθελα να τους ευχαριστήσω θερμά για τη βοήθεια, την καθοδήγηση και την εμπύχωση που μου προσέφεραν.

Αρχικά, θα ήθελα να εκφράσω τις ιδιαίτερες ευχαριστίες μου στον Επίκουρο Καθηγητή του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσοβίου Πολυτεχνείου, κύριο Σπηλιώτη Ευάγγελο, ο οποίος μου εμπιστεύτηκε την υλοποίηση του θέματος και με καθοδήγησε με συνέπεια, επιστημονική ακρίβεια και αμέριστη διαθεσιμότητα σε όλη τη διάρκεια της εργασίας. Η συμβολή του υπήρξε καταλυτική για την επιτυχή ολοκλήρωση της παρούσας μελέτης.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τους διδάσκοντες και τους συντελεστές του Διαπανεπιστημιακού Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Τεχνο-Οικονομικά Συστήματα» για την υψηλού επιπέδου κατάρτιση που μου προσέφεραν. Το πρόγραμμα αυτό αποτέλεσε πολύτιμο εφαλτήριο για την προσωπική και επαγγελματική μου εξέλιξη και μου παρείχε τα απαραίτητα εφόδια για την εκπόνηση της παρούσας εργασίας.

Τέλος, ευχαριστώ από καρδιάς τον σύντροφό μου Τάσο, την οικογένειά μου και ιδιαιτέρως τους γονείς μου, Παναγιώτη και Μαρία, και τις αδερφές μου, Αλεξία και Νεφέλη, για την αδιάλειπτη ηθική υποστήριξη, τη διαρκή ενθάρρυνση και την αμέριστη αγάπη που μου προσέφεραν σε κάθε στάδιο της ακαδημαϊκής και προσωπικής μου πορείας.

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	2
1.1	Η Αγορά Επόμενης Ημέρας	2
1.2	Η Σημασία της Πρόβλεψης Τιμής	3
1.3	Αντικείμενο και Στόχοι της Εργασίας	4
1.4	Δομή της Εργασίας	5
2	Αρχές, Μοντέλα και Εφαρμογές Πρόβλεψης Ηλεκτρικής Τιμής	6
2.1	Θεσμικό Πλαίσιο και Ρόλοι	6
2.2	Μηχανισμός Καθορισμού Τιμής	7
2.3	Ειδικές Μεταβλητές και Μηχανισμοί Επίδρασης στην Τιμή	7
2.4	Μοντέλα Πρόβλεψης Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας	8
2.5	Εφαρμογές και Αξιοποίηση Προβλέψεων	10
3	Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων	12
3.1	Πηγές και Συλλογή Δεδομένων	12
3.2	Δομή και Κατηγορίες Μεταβλητών	17
3.3	Επεξεργασία και Εξερεύνηση Δεδομένων	18
3.3.1	Καθαρισμός και Πλήρωση Ελλείψεων	18
3.3.2	Ανίχνευση Ακραίων Τιμών και Περίοδοι Κρίσεων	19
3.3.3	Περιγραφική Στατιστική και Οπτικοποίηση	20
3.3.4	Αποσύνθεση Χρονοσειρών και Εποχικότητα	22
3.3.5	Συσχετίσεις και Επιλογή Εισόδων	23
3.3.6	Κωδικοποίηση Κατηγορικών Μεταβλητών	25
4	Πρόβλεψη Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας	26
4.1	Ανάπτυξη Βασικού Μοντέλου Πρόβλεψης	26
4.2	Ενσωμάτωση των μεταβλητών πρόβλεψης παραγωγής, ισοζυγίου και ώρας	30

4.3	Προσθήκη μεταβλητών παραγωγής ανά τεχνολογία (Ηλιακή, Αιολική, Υδροηλεκτρική)	34
4.4	Εισαγωγή Οικονομικών Μεταβλητών	38
4.5	Εμπλουτισμός με Εποχικότητα και Εξωγενείς Παράγοντες	42
4.6	Συγκριτική Ανάλυση	45
4.7	Αντιμετώπιση Ακραίων Τιμών και Τελικό Μοντέλο	47
4.8	Σύγκριση με Random Forest και XGBoost	51
5	Συμπεράσματα και Προτάσεις	53
5.1	Συνοπτική Επισκόπηση	53
5.2	Μελλοντικές Προεκτάσεις	53
5.3	Διαθεσιμότητα Κώδικα και Δεδομένων	54
	Κατάλογος Συντομογραφιών	56
	Κατάλογος Σχημάτων	58
	Κατάλογος Πινάκων	58
	Βιβλιογραφία	60

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Η Αγορά Επόμενης Ημέρας

Η πρόβλεψη της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί ένα κρίσιμο εργαλείο στις σύγχρονες ευρωπαϊκές αγορές ενέργειας, ειδικά στα πλαίσια του ενιαίου ευρωπαϊκού μοντέλου (Target Model) και της λειτουργίας της Αγοράς Επόμενης Ημέρας (Day-Ahead Market – DAM). Η DAM είναι η πρώτη και βασική φάση της χονδρεμπορικής αγοράς, όπου οι συμμετέχοντες — παραγωγοί, προμηθευτές και λοιποί κάτοχοι άδειας εμπορίας — υποβάλλουν δεσμευτικές εντολές αγοράς και πώλησης (orders) για συγκεκριμένες ποσότητες ηλεκτρικής ενέργειας, σε ωριαία βάση, με χρονικό ορίζοντα μία ημέρα νωρίτερα.

Η εκκαθάριση της αγοράς πραγματοποιείται μέσω του μηχανισμού ισορροπίας προσφοράς και ζήτησης, ο οποίος υπολογίζει την ωριαία τιμή εκκαθάρισης, η οποία αντιστοιχεί στην τιμή αγοράς της επόμενης ημέρας (γνωστή ως Day-Ahead Price), με βάση τη συνολική καμπύλη προσφοράς και ζήτησης, καθώς και τεχνικούς περιορισμούς του συστήματος.

Στην Ελλάδα, η DAM λειτουργεί υπό την ευθύνη του Ελληνικού Χρηματιστηρίου Ενέργειας (Hellenic Energy Exchange – HEnEx), ενώ ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ) διασφαλίζει την αξιοπιστία, την ασφάλεια και την ευστάθεια του συστήματος μεταφοράς. Η DAM αποτελεί το θεμέλιο της χονδρεμπορικής αγοράς και καθορίζει τη βάση για τις επόμενες χρονικά αγορές, όπως η Ενδοημερήσια (Intraday Market) και η Αγορά Εξισορρόπησης (Balancing Market) [1, 2].

Η συνολική δομή της ελληνικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.1.



Σχήμα 1.1: Δομή της Ελληνικής Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (Πηγή: ΑΔΜΗΕ, [1])

Η ύπαρξη ακριβών και αξιόπιστων προβλέψεων τιμής είναι καθοριστικής σημασίας, τόσο για τον προγραμματισμό παραγωγής και αποθεμάτων, όσο και για τη διασφάλιση της οικονομικής βιωσιμότητας και της τεχνικής ευστάθειας του ενεργειακού συστήματος.

1.2 Η Σημασία της Πρόβλεψης Τιμής

Η πρόβλεψη της τιμής αποτελεί ένα θεμελιώδες στοιχείο τόσο της λειτουργίας των αγορών όσο και της γενικότερης διαχείρισης του ηλεκτρικού συστήματος. Στη σύγχρονη πραγματικότητα των ενεργειακών αγορών όπου χαρακτηρίζονται από συνεχώς αυξανόμενη διείσδυση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (ΑΠΕ), μεταβλητότητα στη ζήτηση και συνεχή ανάγκη για βελτιστοποίηση του κόστους, οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις τιμής αποκτούν ιδιαίτερη σημασία.

Οι διαχειριστές συστημάτων μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας (όπως ο ΑΔΜΗΕ) βασίζονται στην πρόβλεψη της τιμής αγοράς επόμενης ημέρας (Day-Ahead Price) και την αξιοποιούν ώστε να αποφύγουν κρίσιμες καταστάσεις, όπως απώλειες ισχύος και διακοπές παροχής, αλλά και να σχεδιάσουν την κατανομή φορτίου, την ενεργοποίηση εφεδρειών και τη διαχείριση διασυνδέσεων.

Ενδεικτικό πρόσφατο παράδειγμα της σημασίας των προβλέψεων αποτελεί το blackout που σημειώθηκε στην Ιβηρική χερσόνησο στις 28 Απριλίου 2025. Σύμφωνα με την επίσημη έκθεση της Επιτροπής Ανάλυσης της Κρίσης, η οποία παρουσιάστηκε από το ισπανικό Υπουργείο Περιβάλλοντος και Ενέργειας (MITECO) τον Ιούνιο του 2025, η κρίση προκλήθηκε από συνδυασμό τεχνικών παραγόντων, όπως η ανεπαρκής ικανότητα ελέγχου τάσης και η έλλειψη διαθέσιμης θερμικής εφεδρείας. Το πόρισμα επισημαίνει ότι η έγκαιρη ενεργοποίηση μονάδων υποστήριξης, ενδεχομένως καθοδηγούμενη από προβλέψεις ζήτη-

σης και τιμών, θα μπορούσε να είχε αποτρέψει την αποσταθεροποίηση του συστήματος και την τελική κατάρρευση [3].

Από την άλλη πλευρά, οι προβλέψεις τιμής είναι απαραίτητες και για τους ίδιους τους συμμετέχοντες στην αγορά. Ένας παραγωγός που μπορεί να εκτιμήσει σωστά τη μελλοντική τιμή έχει τη δυνατότητα να υποβάλλει ανταγωνιστικές προσφορές, να μειώσει το ρίσκο και να βελτιώσει τα περιθώρια κέρδους του. Αντίστοιχα, οι προμηθευτές χρησιμοποιούν τις προβλέψεις για να διαμορφώσουν σωστές στρατηγικές και να προστατευτούν έναντι διακυμάνσεων των τιμών.

Σε γενικές γραμμές, η πρόβλεψη της τιμής λειτουργεί ως γέφυρα μεταξύ του τεχνικού προγραμματισμού και τη λειτουργία της αγοράς. Η ενσωμάτωσή της στις διαδικασίες απόφασης, τόσο σε επίπεδο συστήματος όσο και σε επίπεδο αγοράς, ενισχύει την ανθεκτικότητα και την αποδοτικότητα του ενεργειακού πλαισίου.

1.3 Αντικείμενο και Στόχοι της Εργασίας

Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στην πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην ελληνική Αγορά Επόμενης Ημέρας (Day-Ahead Market – DAM), μέσα από την αξιοποίηση πολυπαραγοντικών δεδομένων που επηρεάζουν τη δυναμική διαμόρφωσης της (Day-Ahead Price). Η προσέγγιση που ακολουθείται είναι διεπιστημονική, καθώς συνδυάζει τεχνικά, οικονομικά, μετεωρολογικά και ημερολογιακά χαρακτηριστικά, αλλά και κρίσιμα εξωτερικά γεγονότα.

Πιο συγκεκριμένα, τα δεδομένα περιλαμβάνουν τεχνικές μεταβλητές όπως το συνολικό φορτίο, την ωριαία παραγωγή και το ισοζύγιο μεταξύ τους, ενώ σε οικονομικό επίπεδο ενσωματώνονται παράμετροι όπως η τιμή φυσικού αερίου (TTF) και η τιμή πετρελαίου Brent. Συμπληρωματικά, χρησιμοποιούνται μετεωρολογικά δεδομένα (θερμοκρασία, άνεμος, ηλιακή ακτινοβολία), ημερολογιακά στοιχεία (ημέρα της εβδομάδας, μήνας, εορτές), καθώς και ενδείξεις που αποτυπώνουν εξωτερικά γεγονότα με σημαντική επίδραση στο ενεργειακό ισοζύγιο, όπως η πανδημία Covid-19, ο πόλεμος στην Ουκρανία και η πρόσφατη ενεργειακή κρίση.

Κύριοι στόχοι της εργασίας είναι αφενός η ανάλυση της σχετικής σημασίας των παραπάνω παραγόντων στη διαμόρφωση της τιμής DAM και αφετέρου η σύγκριση διαφορετικών μεθόδων πρόβλεψης ως προς την ακρίβεια και την αξιοπιστία τους, ενώ ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην απόδοσή τους σε περιόδους αυξημένης αβεβαιότητας ή ακραίων συνθηκών.

1.4 Δομή της Εργασίας

Η εργασία οργανώνεται σε πέντε διακριτά κεφάλαια.

Στο **Κεφάλαιο 1** παρουσιάζεται το γενικό πλαίσιο της Αγοράς Επόμενης Ημέρας, με έμφαση στον μηχανισμό καθορισμού της τιμής αγοράς επόμενης ημέρας και τη σημασία των προβλέψεων στην ορθή λειτουργία του συστήματος. Παράλληλα, αναλύεται το αντικείμενο της μελέτης και διατυπώνονται οι βασικοί στόχοι.

Το **Κεφάλαιο 2** αναλύει το θεωρητικό υπόβαθρο της πρόβλεψης τιμών ηλεκτρικής ενέργειας, εστιάζοντας στις μεθόδους που χρησιμοποιούνται (στατιστικές, μηχανικής μάθησης και υβριδικές), στις βασικές προκλήσεις που συνδέονται με την αβεβαιότητα και τη μεταβλητότητα του συστήματος, καθώς και στις πρακτικές εφαρμογές των προβλέψεων σε τεχνικά και οικονομικά σενάρια. Παράλληλα, γίνεται αναφορά στις προκλήσεις που προκύπτουν λόγω της αβεβαιότητας και της αυξανόμενης μεταβλητότητας του ενεργειακού μείγματος.

Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζεται η ανάλυση και επεξεργασία των δεδομένων. Περιλαμβάνεται η διαδικασία συλλογής, καθαρισμού και συγχώνευσης των μεταβλητών από διαφορετικές πηγές (τεχνικές, οικονομικές, μετεωρολογικές, ημερολογιακές), καθώς και η στατιστική διερεύνηση των συσχετίσεων.

Το **Κεφάλαιο 4** επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης για την τιμή της αγοράς επόμενης ημέρας. Εφαρμόζονται τεχνικές παλινδρόμησης και μηχανικής μάθησης, και εξετάζεται η ακρίβεια κάθε μεθόδου τόσο υπό κανονικές συνθήκες όσο και σε περιόδους ακραίας μεταβλητότητας ή εξωτερικών κρίσεων.

Τέλος, στο **Κεφάλαιο 5** συνοψίζονται τα βασικά ευρήματα της μελέτης και εξάγονται γενικά συμπεράσματα. Παρουσιάζονται, επίσης, ορισμένες τάσεις και κατευθύνσεις που διαμορφώνονται στη διεθνή βιβλιογραφία και πρακτική, σχετικά με τη μελλοντική αξιοποίηση των προβλέψεων τιμών ηλεκτρικής ενέργειας.

Κεφάλαιο 2

Αρχές, Μοντέλα και Εφαρμογές Πρόβλεψης Ηλεκτρικής Τιμής

2.1 Θεσμικό Πλαίσιο και Ρόλοι

Η Αγορά Επόμενης Ημέρας (Day-Ahead Market – DAM) αποτελεί βασικό μηχανισμό της απελευθερωμένης ευρωπαϊκής αγοράς, μέσω του οποίου διαμορφώνονται τιμές και ποσότητες ενέργειας σε ημερήσια βάση. Η εφαρμογή του Ευρωπαϊκού Target Model στην Ελλάδα ξεκίνησε την 1η Νοεμβρίου 2020, με τη λειτουργία τεσσάρων επιμέρους αγορών: Forward, Day-Ahead, Intraday και Balancing Market, σύμφωνα με τις απαιτήσεις του ευρωπαϊκού πλαισίου και τις κατευθυντήριες γραμμές της ACER [4].

Η λειτουργία της DAM και των υπολοίπων αγορών έχει ανατεθεί στο Hellenic Energy Exchange (HEnEx), ο οποίος λειτουργεί ως Nominated Electricity Market Operator (NEMO) για την ελληνική επικράτεια. Ο ΑΔΜΗΕ, ως Transmission System Operator (TSO), έχει την ευθύνη για την ασφαλή και αδιάλειπτη λειτουργία του Συστήματος Μεταφοράς, καθώς και για την εκκαθάριση της Αγοράς Εξισορρόπησης.

Το θεσμικό πλαίσιο που καθορίζει τη λειτουργία των επιμέρους αγορών και τους ρόλους των φορέων τελεί υπό την εποπτεία της Ρυθμιστικής Αρχής Αποβλήτων, Ενέργειας και Υδάτων (ΡΑΑΕΥ), σύμφωνα με τις διατάξεις των εθνικών και ευρωπαϊκών κανονισμών. Η σαφής κατανομή αρμοδιοτήτων και η λειτουργική εναρμόνιση με το ευρωπαϊκό μοντέλο αποτελούν προϋπόθεση για την αποδοτική και διαφανή λειτουργία της αγοράς.

2.2 Μηχανισμός Καθορισμού Τιμής

Η τιμή αγοράς επόμενης ημέρας (Day-Ahead Price) προκύπτει ως αποτέλεσμα της διαδικασίας εκκαθάρισης των προσφορών αγοράς και πώλησης ηλεκτρικής ενέργειας για κάθε μία από τις 24 ώρες της επόμενης ημέρας [1, 2]. Κατά τη διαδικασία αυτή, επιλέγεται η τιμή στην οποία η συνολική προσφορά εξισώνεται με τη συνολική ζήτηση, λαμβάνοντας υπόψη τεχνικούς περιορισμούς και οικονομικές παραμέτρους. Στους παράγοντες που επηρεάζουν τη διαμόρφωση της τιμής περιλαμβάνονται η διαθεσιμότητα μονάδων παραγωγής, οι προβλέψεις φορτίου και παραγωγής από ΑΠΕ, καθώς και οι τιμές καυσίμων και δικαιωμάτων εκπομπής CO₂.

Η τιμή εκκαθάρισης (Market Clearing Price – MCP) αποτελεί τη βάση αποζημίωσης όλων των αποδεκτών προσφορών ενέργειας [5]. Η εκκαθάριση πραγματοποιείται μέσω του αλγορίθμου EUPHEMIA (Pan-European Hybrid Electricity Market Integration Algorithm), ο οποίος εφαρμόζεται στο πλαίσιο της ευρωπαϊκής σύζευξης αγορών (Single Day-Ahead Coupling – SDAC) [6]. Ο υπολογισμός της τιμής περιλαμβάνει επίσης τη βέλτιστη κατανομή της διασυνοριακής μεταφορικής ικανότητας, με στόχο τη μεγιστοποίηση του συνολικού κοινωνικού οφέλους (social welfare) σε επίπεδο Ευρωπαϊκής Ένωσης.

Η πλήρης κατανόηση του μηχανισμού διαμόρφωσης της τιμής στην Αγορά Επόμενης Ημέρας είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη αξιόπιστων και αποδοτικών μοντέλων πρόβλεψης, ειδικά σε αγορές υψηλής μεταβλητότητας όπως η ελληνική.

2.3 Ειδικές Μεταβλητές και Μηχανισμοί Επίδρασης στην Τιμή

Πέρα από τη γενική κατηγοριοποίηση των παραγόντων που επηρεάζουν την τιμή αγοράς επόμενης ημέρας, ορισμένες μεταβλητές παρουσιάζουν ιδιαίτερο ερευνητικό ενδιαφέρον λόγω της άμεσης ή έμμεσης επίδρασής τους στον μηχανισμό διαμόρφωσης της τιμής. Ορισμένες επηρεάζουν την τιμή με μη γραμμικό τρόπο, ενώ άλλες λειτουργούν ως δείκτες για τη δυναμική της αγοράς.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το φαινόμενο του Merit Order Effect, σύμφωνα με το οποίο οι προσφορές των μονάδων με το χαμηλότερο μεταβλητό κόστος προηγούνται κατά την εκκαθάριση της αγοράς. Έτσι, η αυξημένη παραγωγή από ΑΠΕ — που τυπικά διαθέτουν σχεδόν μηδενικό κόστος οριακής παραγωγής — ωθεί τις ακριβότερες μονάδες εκτός αγοράς και οδηγεί σε χαμηλότερες τιμές εκκαθάρισης. Το φαινόμενο είναι εντονότερο σε περιβάλλοντα υψηλής παραγωγής από RES και χαμηλής ζήτησης, όπου παρατηρείται έντονη καθοδική πίεση στην τιμή [7].

Εξίσου κρίσιμη είναι η μεταβλητή Forecast Balance, δηλαδή η διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης κατανάλωσης και προβλεπόμενης παραγωγής από ΑΠΕ. Θετικό ισοζύγιο υποδηλώνει έλλειμμα που καλύπτεται από θερμικές ή ακριβές μονάδες, αυξάνοντας την τιμή. Αντίθετα, αρνητικό ισοζύγιο — όταν η προβλεπόμενη παραγωγή RES υπερβαίνει τη ζήτηση — ασκεί καθοδική πίεση στην τιμή. Γι' αυτόν τον λόγο, η μεταβλητή αυτή αξιοποιείται συστηματικά σε μοντέλα πρόβλεψης τιμής [8].

Η τιμή φυσικού αερίου TTF, ως βασικός δείκτης κόστους καυσίμου στις ευρωπαϊκές αγορές, λειτουργεί ως εξωτερικός παράγοντας διαμόρφωσης της τιμής. Δεδομένου ότι οι μονάδες αερίου λειτουργούν συχνά ως οριακές, κάθε διακύμανση στην TTF μεταφέρεται άμεσα στην τιμή της DAM. Η συσχέτιση TTF-DAM έχει τεκμηριωθεί τόσο εμπειρικά όσο και με χρήση σε μοντέλα πρόβλεψης [5].

Τέλος, σημαντικό ρόλο παίζουν μεταβλητές που επιδρούν έμμεσα και με χρονική υστέρηση. Για παράδειγμα, η αύξηση στην τιμή των δικαιωμάτων εκπομπών CO₂ οδηγεί σε αύξηση του κόστους των μονάδων φυσικού αερίου, η οποία ενσωματώνεται σταδιακά στην τελική τιμή αγοράς επόμενης ημέρας μέσω των τιμών αερίου [9]. Παρόμοια φαινόμενα καθυστερημένης επίδρασης καταγράφονται και για άλλες μεταβλητές, καθιστώντας αναγκαία την ενσωμάτωση χρονικών καθυστερήσεων (lags) στα μοντέλα πρόβλεψης.

Η κατανόηση αυτών των επιμέρους μηχανισμών επιτρέπει τη δημιουργία πιο ακριβών και ευέλικτων μοντέλων, τα οποία προσαρμόζονται καλύτερα στη δυναμική και την πολυπλοκότητα της ελληνικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

2.4 Μοντέλα Πρόβλεψης Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην Αγορά Επόμενης Ημέρας (DAM) έχει αποτελέσει αντικείμενο εκτεταμένης ερευνητικής δραστηριότητας, τόσο λόγω του ρόλου της στην εύρυθμη λειτουργία των αγορών όσο και λόγω του σημαντικού οικονομικού αντίκτυπου της ακρίβειας των προβλέψεων [5]. Οι μέθοδοι πρόβλεψης διακρίνονται αρχικά με βάση τον χρονικό ορίζοντα σε μακροπρόθεσμες (long-term) και βραχυπρόθεσμες (short-term).

Οι μακροπρόθεσμες προβλέψεις καλύπτουν χρονικά διαστήματα που κυμαίνονται από μήνες έως έτη και χρησιμοποιούνται κυρίως για επενδυτικό σχεδιασμό, πολιτική ανάλυση και εκτιμήσεις αγοράς. Τέτοια μοντέλα βασίζονται σε σενάρια, μακροοικονομικές μεταβλητές ή και μοντέλα ενεργειακής προσομοίωσης, και ενσωματώνουν παραμέτρους όπως η τιμή καυσίμων, το ρυθμιστικό περιβάλλον και η εξέλιξη της τεχνολογίας.

Αντίθετα, οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις — με χρονικό ορίζοντα από λίγες ώρες έως

λίγες ημέρες — είναι κρίσιμες για την καθημερινή λειτουργία της DAM και τη συμμετοχή των παικτών της αγοράς. Οι ερευνητικές προσπάθειες επικεντρώνονται κυρίως σε αυτή την κατηγορία, με στόχο τη βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας των μοντέλων πρόβλεψης.

Η σχετική βιβλιογραφία κατατάσσει τις προσεγγίσεις βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης σε διάφορες κατηγορίες. Τα στατιστικά και γραμμικά μοντέλα, όπως τα μοντέλα Linear Regression, ARIMA, SARIMA και VAR, βασίζονται κυρίως στην εγγενή χρονική δυναμική της τιμής και λειτουργούν συχνά ως μοντέλα αναφοράς. Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης, όπως τα μοντέλα Random Forest, Support Vector Regression (SVR) και XGBoost, αξιοποιούν μεγαλύτερο πλήθος εισροών και επιτρέπουν την αναγνώριση μη γραμμικών σχέσεων. Τα νευρωνικά και βαθιά νευρωνικά μοντέλα, όπως LSTM, GRU και CNN, διαχειρίζονται αποτελεσματικά την πολυπλοκότητα της αγοράς και τη χρονική εξάρτηση, ενώ τα υβριδικά μοντέλα συνδυάζουν τεχνικές για βελτιωμένα αποτελέσματα (π.χ. Wavelet + ARIMA, CNN-LSTM). Τέλος, τα στοχαστικά και πιθανοτικά μοντέλα εστιάζουν στην εκτίμηση της αβεβαιότητας και χρησιμοποιούνται συχνά σε σενάρια ανάλυσης κινδύνου.

Οι κυριότερες κατηγορίες και ενδεικτικές μεθοδολογίες παρουσιάζονται συνοπτικά στον Πίνακα 2.1, ο οποίος βασίζεται στις ανασκοπήσεις των Lago et al. [9], Weron [5] και Halužan et al. [8].

Πίνακας 2.1: Κατηγοριοποίηση μεθόδων πρόβλεψης τιμής στην Αγορά Επόμενης Ημέρας

Κατηγορία Μοντέλων	Ενδεικτικές Μέθοδοι
Στατιστικά και Γραμμικά Μοντέλα	Linear Regression, ARIMA, SARIMA, VAR, ARX, GARCH
Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης (ML)	Random Forest, Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM), Support Vector Regression (SVR), k-Nearest Neighbors (kNN), Decision Trees
Μοντέλα Βαθιάς Μάθησης (DL)	Artificial Neural Networks (ANN), Recurrent Neural Networks (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Units (GRU), Convolutional Neural Networks (CNN)
Υβριδικά και Συνδυαστικά Μοντέλα	Wavelet + ARIMA, CNN-LSTM, Fourier + SVR, PSO-optimized Models, Stacking / Ensemble Methods
Πιθανοτικά και Στοχαστικά Μοντέλα	Monte Carlo Simulation, Quantile Regression, GEFCom-type approaches, Scenario-based Forecasting

Η αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης βασίζεται σε στατιστικές μετρικές σφάλματος, όπως το Mean Absolute Error (MAE), το Root Mean Squared Error (RMSE) και το Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Επιπλέον, πολλές μελέτες εξετάζουν

την απόδοση των μοντέλων σε περιόδους έντονης μεταβλητότητας, όπως κατά τη διάρκεια ενεργειακών κρίσεων ή ακραίων καιρικών φαινομένων, προκειμένου να αξιολογηθεί η ανθεκτικότητα και η ευστόθειά τους.

Στο επόμενο κεφάλαιο, επιλέγονται χαρακτηριστικά μοντέλα από τις παραπάνω κατηγορίες και εφαρμόζονται σε δεδομένα της ελληνικής αγοράς με στόχο την πρόβλεψη της τιμής στην Αγορά Επόμενης Ημέρας (DAM).

2.5 Εφαρμογές και Αξιοποίηση Προβλέψεων

Η ακριβής πρόβλεψη των τιμών της Day-Ahead Market (DAM) έχει σημαντικές επιπτώσεις τόσο σε επίπεδο στρατηγικής συμμετοχής στην αγορά όσο και στην επιχειρησιακή και επενδυτική απόδοση των εμπλεκόμενων φορέων. Πέρα από την ακαδημαϊκή σημασία της, η πρόβλεψη των χονδρεμπορικών τιμών ηλεκτρικής ενέργειας βρίσκει πρακτική εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα δραστηριοτήτων εντός του ενεργειακού οικοσυστήματος.

Πρωτίστως, οι ηλεκτροπαραγωγοί χρησιμοποιούν τις προβλέψεις τιμών για τη διαμόρφωση της στρατηγικής συμμετοχής τους στην αγορά. Μέσω της πρόβλεψης των ωριαίων τιμών, δύνανται να προγραμματίσουν τον βέλτιστο συνδυασμό παραγωγικών μονάδων και να διαμορφώσουν κατάλληλα τις προσφορές τους στην DAM. Σε συνθήκες υψηλής προβλεπόμενης τιμής, οι παραγωγοί στοχεύουν στη μεγιστοποίηση της απορρόφησης ισχύος, ενώ όταν οι τιμές αναμένονται χαμηλές, προτιμώνται πιο ευέλικτες και χαμηλότερου κόστους μονάδες ή δεν συμμετέχουν καθόλου με ακριβές μονάδες ή προγραμματίζονται εργασίες συντήρησης. Όπως αναδεικνύεται από τους Delarue et al. [10], ακόμη και μικρές αποκλίσεις στην πρόβλεψη της τιμής μπορούν να μεταφραστούν σε σημαντική απόκλιση κόστους ή απώλεια εσόδων, ιδιαίτερα σε μονάδες με υψηλά κόστη εκκίνησης ή περιορισμούς ευελιξίας.

Αντίστοιχα, οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας αξιοποιούν τις προβλέψεις της DAM για τον προγραμματισμό της στρατηγικής αγοράς ενέργειας. Η εκ των προτέρων κατανόηση του αναμενόμενου προφίλ τιμών επιτρέπει τη βελτιστοποίηση της προμήθειας μέσω κατάλληλου συνδυασμού αγοράς από την spot market και σύναψης διμερών συμβολαίων. Ειδικά στην περίπτωση τιμολογίων με ρήτρα αναπροσαρμογής βάσει χονδρικής, η ακρίβεια πρόβλεψης δύναται να καθορίσει σε μεγάλο βαθμό το περιθώριο κέρδους. Όπως σημειώνεται στη μελέτη των Weron [5] και Lago et al. [9], η πρόβλεψη τιμών αποτελεί εργαλείο διαφοροποίησης και διαχείρισης ρίσκου για παρόχους που λειτουργούν σε αγορές υψηλής μεταβλητότητας.

Η πλευρά της ζήτησης επωφελείται εξίσου από την ύπαρξη αξιόπιστων προβλέψεων, ιδιαίτερα για καταναλωτές με υψηλό φορτίο ή δυνατότητα ευελιξίας. Οι βιομηχανικοί καταναλωτές, μέσω της πρόβλεψης υψηλών ή χαμηλών τιμών, μπορούν να μεταφέρουν μέρος

της κατανάλωσης σε λιγότερο δαπανηρές χρονικές περιόδους, πρακτική γνωστή ως load shifting. Η μελέτη των Zareipour et al. [11] καταδεικνύει ότι ακόμη και μερική ακρίβεια στην πρόβλεψη μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική μείωση του συνολικού κόστους για τον τελικό χρήστη, ιδίως όταν συνδυάζεται με αυτοματοποιημένους μηχανισμούς ελέγχου.

Από την πλευρά του λειτουργού του συστήματος και της αγοράς, οι προβλέψεις τιμής δεν χρησιμοποιούνται απευθείας για τον προγραμματισμό ισχύος, ωστόσο συνεισφέρουν σημαντικά ως ένδειξη επικείμενης συμφόρησης ή στρεσογόνων καταστάσεων. Πολύ υψηλές προβλεπόμενες τιμές υποδηλώνουν πιθανές ελλείψεις ισχύος ή περιορισμούς στο δίκτυο, ενώ αντίθετα χαμηλές ή αρνητικές τιμές ενδέχεται να σηματοδοτούν περίσσεια παραγωγής, ιδίως από RES. Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο διαχειριστής μπορεί να προετοιμάσει ενέργειες εξισορρόπησης ή περιορισμούς παραγωγής, μειώνοντας την πιθανότητα δυσλειτουργιών.

Επιπλέον, οι προβλέψεις τιμής χρησιμοποιούνται ως εργαλείο στην επενδυτική ανάλυση. Η βιωσιμότητα ενός νέου έργου παραγωγής ή αποθήκευσης ενέργειας (π.χ. μονάδα φυσικού αερίου, φωτοβολταϊκό πάρκο, αντλησιοταμίευση) εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις προβλεπόμενες μελλοντικές τιμές στην DAM. Η δυνατότητα πρόβλεψης προσφέρει σταθερότητα στον υπολογισμό αναμενόμενων εσόδων, επιτρέποντας ασφαλέστερη εκτίμηση της εσωτερικής απόδοσης (IRR) ή της καθαρής παρούσας αξίας (NPV) του έργου. Οι Lago et al. [9] τονίζουν ότι η ικανότητα μοντελοποίησης σεναρίων τιμής μπορεί να επηρεάσει θεμελιωδώς τον επενδυτικό κύκλο ζωής ενός ενεργειακού asset.

Συνολικά, η αξιοποίηση των προβλέψεων τιμής ηλεκτρικής ενέργειας εκτείνεται από τον λειτουργικό προγραμματισμό και το εμπορικό σκέλος έως τη στρατηγική ανάπτυξη και τη διαχείριση κινδύνου. Όπως υπολογίζεται από τον Weron [5], μία βελτίωση κατά μόλις 1% στον μέσο όρο σφάλματος πρόβλεψης (π.χ. MAPE) μπορεί να οδηγήσει σε οικονομικό όφελος της τάξης των 300.000 δολαρίων ετησίως για εταιρεία προμήθειας με φορτίο 1 GW, υπογραμμίζοντας τη σημασία της ακρίβειας και της λειτουργικής ενσωμάτωσης των προβλέψεων.

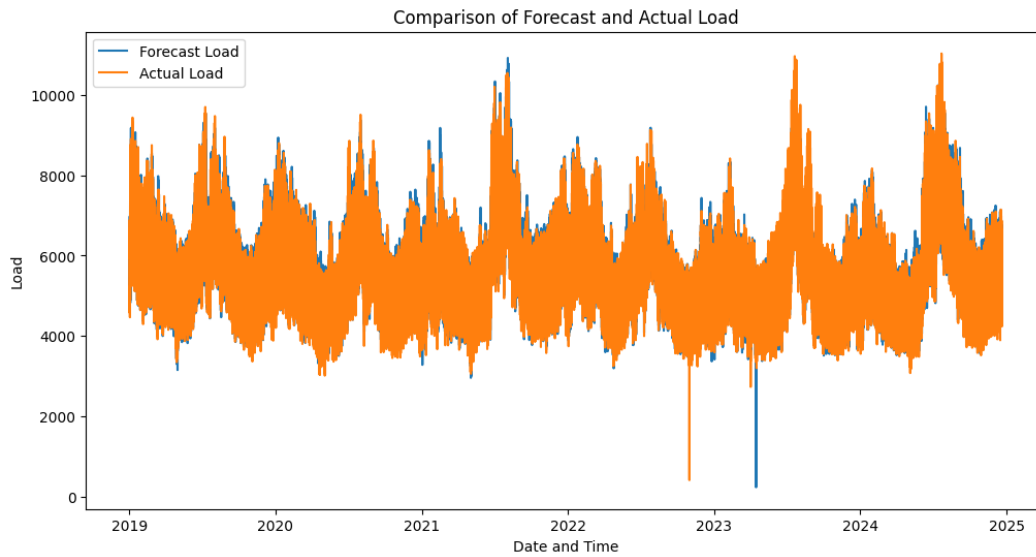
Κεφάλαιο 3

Συλλογή και Επεξεργασία Δεδομένων

3.1 Πηγές και Συλλογή Δεδομένων

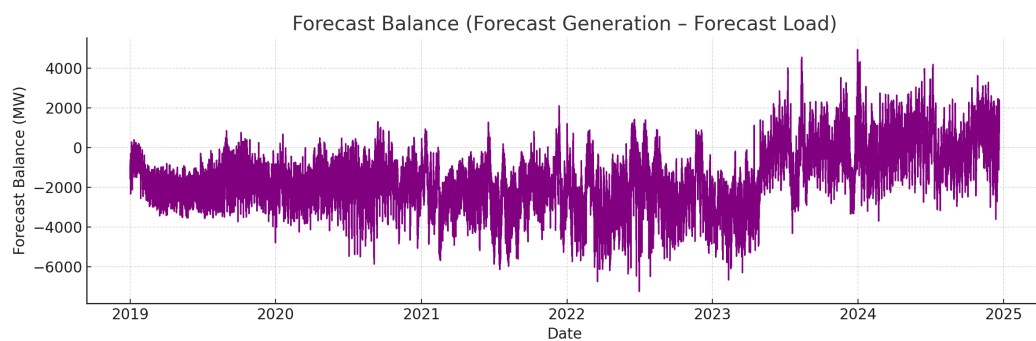
Η κατασκευή του τελικού συνόλου δεδομένων βασίστηκε σε μια ενιαία διαδικασία συλλογής, καθαρισμού και συγχώνευσης πληροφοριών από πολλαπλές αξιόπιστες πηγές. Το χρονικό εύρος της περιόδου που καλύφθηκε εκτείνεται από την 1η Ιανουαρίου 2019 έως την 31η Δεκεμβρίου 2024, με χρονική ανάλυση κυρίως ωριαία. Η επεξεργασία πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Python, με στόχο τη δημιουργία ενός συνεκτικού και χρονικά ευθυγραμμισμένου πίνακα χαρακτηριστικών για χρήση σε προβλεπτικά μοντέλα.

Αρχικά, τα ενεργειακά δεδομένα προήλθαν από την πλατφόρμα διαφάνειας του ENTSO-E με τη χρήση API (Application Programming Interface-Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών), μέσω της οποίας εξήχθησαν σε ωριαία ανάλυση τόσο οι προβλεπόμενες όσο και οι πραγματικές τιμές φορτίου και παραγωγής ανά τεχνολογία στην Ελλάδα [12]. Για την πληρέστερη περιγραφή της σχέσης προσφοράς-ζήτησης, υπολογίστηκε επιπλέον και η μεταβλητή Forecast Balance, ως η διαφορά Forecast Generation – Forecast Load, για κάθε χρονική στιγμή.



Σχήμα 3.1: Σύγκριση Προβλεπόμενου και Πραγματικού Φορτίου.

Στο Σχήμα 3.1 παρατηρείται καλή συμφωνία στις περισσότερες ώρες, με μεμονωμένες αποκλίσεις σε περιόδους αυξημένης μεταβλητότητας του συστήματος. Παρά την γενικά καλή συμφωνία μεταξύ του προβλεπόμενου και του πραγματικού φορτίου που παρατηρείται στο διάγραμμα, σημειώνονται μεμονωμένες αποκλίσεις, ιδιαίτερα σε περιόδους αυξημένης μεταβλητότητας του συστήματος. Αυτές οι αποκλίσεις μπορούν να αποδοθούν σε διάφορους παράγοντες, όπως απρόβλεπτες αλλαγές στις καιρικές συνθήκες, μη προγραμματισμένες εκδηλώσεις, οικονομικές μεταβολές, καθώς και μεταβολές στην καταναλωτική συμπεριφορά. Επίσης, πιθανοί περιορισμοί του χρησιμοποιούμενου μοντέλου πρόβλεψης ή σφάλματα στα δεδομένα εισόδου μπορούν να συμβάλλουν στις παρατηρούμενες αποκλίσεις.

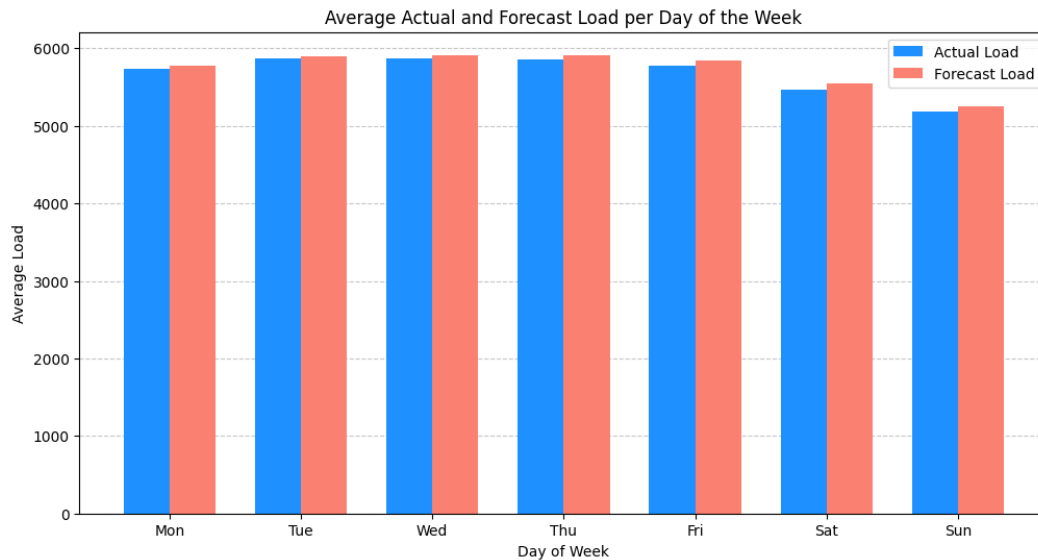


Σχήμα 3.2: Χρονοσειρά της μεταβλητής Forecast Balance (Forecast Generation – Forecast Load).

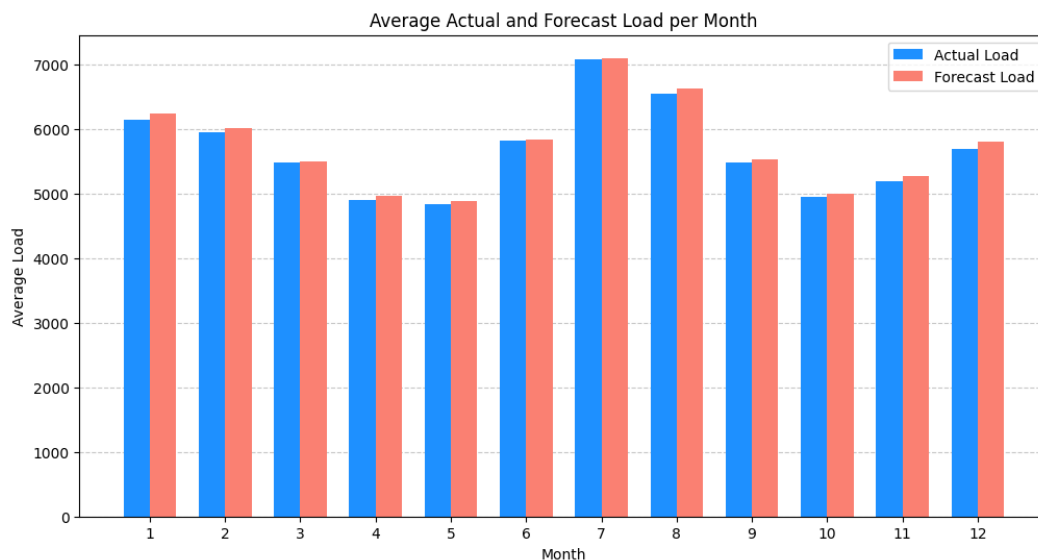
Στο Σχήμα 3.2, όπου απεικονίζεται η μεταβλητή Forecast Balance για κάθε χρονική στιγμή, οι αποκλίσεις εντοπίζονται κυρίως σε περιόδους αιχμής ή σε προβλέψεις με υψηλή αβεβαιότητα.

Στη συνέχεια, από την ίδια τη μεταβλητή ημερομηνίας δημιουργήθηκαν χρονικά και

ημερολογιακά χαρακτηριστικά όπως η ώρα της ημέρας, η ημέρα της εβδομάδας, ο μήνας, η εποχή, καθώς και δείκτες που επισημαίνουν αν πρόκειται για αργία ή Σαββατοκύριακο. Οι ελληνικές αργίες εντοπίστηκαν με βάση ετήσιους καταλόγους από επίσημες πηγές. Τα χαρακτηριστικά αυτά κρίθηκαν απαραίτητα καθώς σχετίζονται συστηματικά με την κυκλικότητα της ζήτησης και την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας.



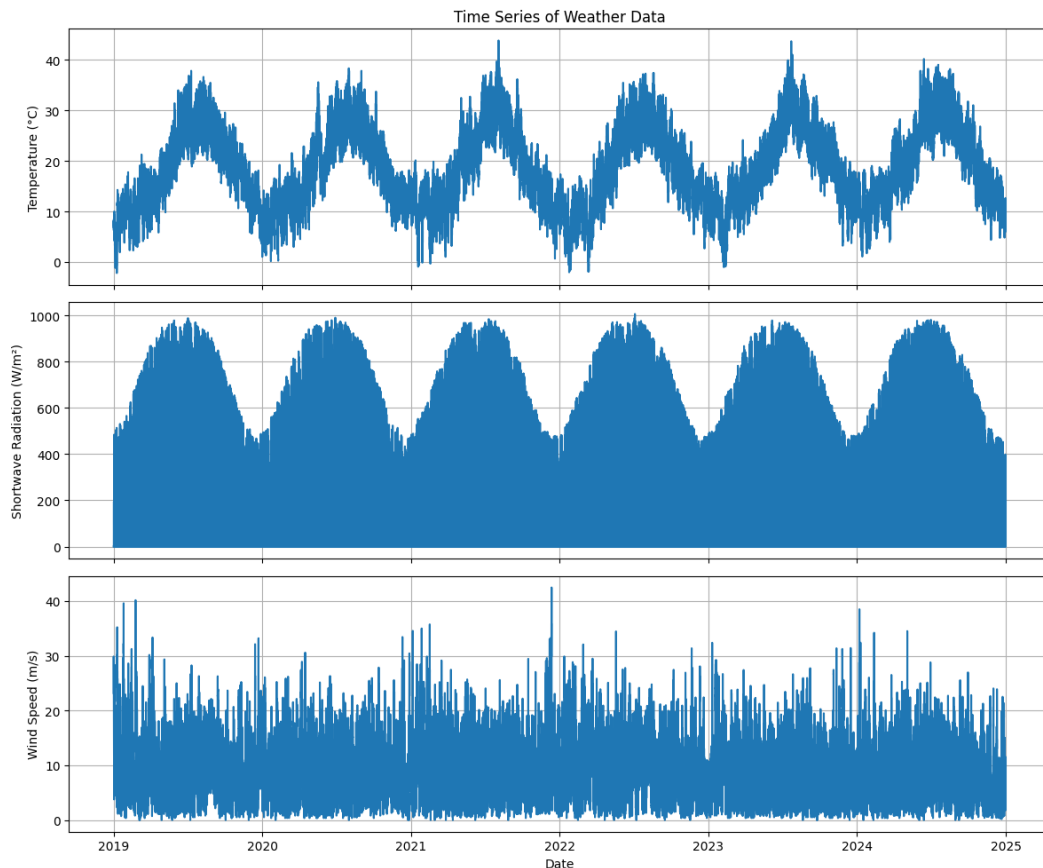
Σχήμα 3.3: Μέσο φορτίο ανά ημέρα εβδομάδας.



Σχήμα 3.4: Μέσο φορτίο ανά μήνα.

Στο Σχήμα 3.3 παρατηρείται πτώση της ζήτησης κατά τα Σαββατοκύριακα και αυξημένο φορτίο στα μέσα της εβδομάδας, ενώ στο Σχήμα 3.4 η ζήτηση εμφανίζει εποχιακές μεταβολές, με αυξημένη κατανάλωση τους χειμερινούς και θερινούς μήνες.

Τα μετεωρολογικά δεδομένα αποκτήθηκαν μέσω του Open-Meteo API, για την Ελλάδα. Για κάθε χρονική στιγμή καταγράφηκε η θερμοκρασία, η ένταση του ανέμου και η ηλιακή ακτινοβολία. Καθώς τα δεδομένα αυτά ήταν αρχικά καταγεγραμμένα σε συντεταγμένες UTC, εφαρμόστηκε επαναχρονισμός ώστε να συμβαδίζουν με τα δεδομένα της ελληνικής ώρας.



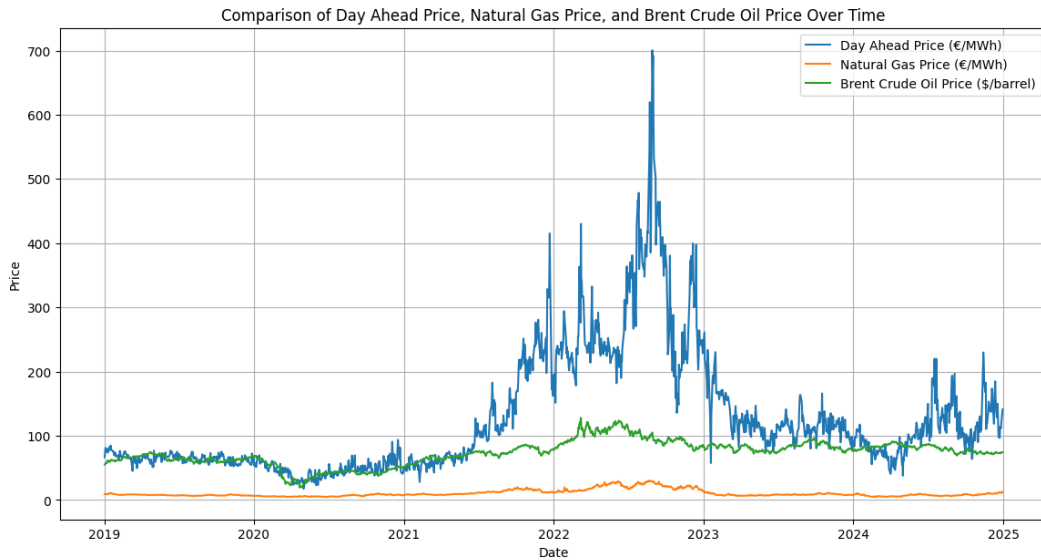
Σχήμα 3.5: Χρονοσειρές θερμοκρασίας, ηλιακής ακτινοβολίας και ταχύτητας ανέμου, μέσω του Open-Meteo API.

Η χρονική εξέλιξη των μετεωρολογικών μεταβλητών αποτυπώνει έντονα εποχικά μοτίβα, τα οποία μπορούν να επηρεάσουν τόσο τη ζήτηση (π.χ. λόγω θερμοκρασίας) όσο και την παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές (μέσω της ηλιακής και αιολικής ισχύος).

Για τις τιμές της αγοράς επόμενης ημέρας χρησιμοποιήθηκαν τα επίσημα αποτελέσματα εκκαθάρισης από το HEnEx. Οι τιμές εξήχθησαν σε ωριαία βάση και συνδέθηκαν χρονικά με τα υπόλοιπα δεδομένα. Εγγραφές με μη διαθέσιμες ή μηδενικές τιμές απορρίφθηκαν, ώστε να αποφευχθούν τεχνητές στρεβλώσεις κατά τη φάση εκπαίδευσης των μοντέλων.

Οι τιμές φυσικού αερίου (TTF) και πετρελαίου Brent αντλήθηκαν από διεθνείς χρηματοοικονομικές πλατφόρμες όπως το Yahoo Finance. Καθώς τα δεδομένα αυτά αφορούν ημερήσιες τιμές, μετατράπηκαν σε ημερήσια βάση και εφαρμόστηκε χρονική υστέρηση μιας ημέρας ($\text{lag} = 1$) με ταυτόχρονο forward fill, ώστε να προσομοιωθεί ρεαλιστικά η

διαθεσιμότητα πληροφορίας κατά την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας.



Σχήμα 3.6: Σύγκριση τιμών ηλεκτρικής ενέργειας (Day-Ahead), φυσικού αερίου (TTF) και πετρελαίου Brent.

Το Σχήμα 3.6 παρουσιάζει την εξέλιξη των τιμών της Ημερήσιας Αγοράς Ηλεκτρισμού (Day Ahead Price) στην Ελλάδα, σε σύγκριση με τις τιμές του Φυσικού Αερίου και του αργού πετρελαίου Brent, για την περίοδο 2019-2024. Οι τιμές παρουσιάζονται στην ίδια χρονική κλίμακα, αναδεικνύοντας περιόδους συσχέτισης και τις επιπτώσεις της ενεργειακής κρίσης στο κόστος παραγωγής και στη χονδρεμπορική τιμή ρεύματος. Παρατηρείται ισχυρή συσχέτιση μεταξύ της Day Ahead Price και της τιμής του Φυσικού Αερίου, γεγονός που υπογραμμίζει την εξάρτηση της αγοράς ηλεκτρισμού από τις τιμές των ορυκτών καυσίμων. Οι σημαντικές αυξήσεις στις τιμές, ιδίως κατά την περίοδο 2021-2022, αποδίδονται σε συνδυασμό παραγόντων, συμπεριλαμβανομένης της αυξημένης ζήτησης μετά την πανδημία COVID-19, περιορισμών στην προσφορά, και κυρίως, στις επιπτώσεις του πολέμου στην Ουκρανία στις διεθνείς αγορές ενέργειας και στις τιμές του Φυσικού Αερίου. Η τιμή του αργού πετρελαίου Brent εμφανίζει επίσης παρόμοια μοτίβα διακύμανσης, αν και με διαφορετική κλίμακα, αντανακλώντας τις γενικότερες τάσεις στις παγκόσμιες αγορές ενέργειας.

Όλα τα παραπάνω δεδομένα συγχωνεύτηκαν βάσει του κοινού πεδίου ημερομηνίας-ώρας, αφού ελέγχθηκε η πληρότητα των χρονικών στιγμών (24 εγγραφές ανά ημέρα) και η συμβατότητα μεταξύ προβλεπόμενου και πραγματικού φορτίου. Για την αντιμετώπιση ελλειπών εγγραφών εφαρμόστηκαν κατά περίπτωση μέθοδοι όπως προώθηση τελευταίας τιμής (forward fill), γραμμική παρεμβολή και μέσος όρος ανά κατηγορία. Επιπλέον, ελέγχθηκε η ορθότητα και η λογική συσχέτιση μεταξύ των τελικών μεταβλητών μέσω απεικονίσεων όπως scatter plots και heatmaps.

Η επιλογή των τελικών μεταβλητών στηρίχθηκε σε τρεις βασικές αρχές: τη δυνα-

τότητα πρόβλεψης εκ των προτέρων, τη στατιστική τους συσχέτιση με την τιμή (βάσει συντελεστή Pearson) και τη λειτουργική ή οικονομική τους σημασία. Συνεπώς, μεταβλητές που εμπίπτουν σε κατηγορίες όπως η διακύμανση καυσίμων, το ενεργειακό ισοζύγιο ή οι ημερολογιακοί δείκτες κρίθηκαν θεμελιώδεις για την περιγραφή της συμπεριφοράς της αγοράς.

Επιπλέον, εφαρμόστηκαν συγκεκριμένα κριτήρια ελέγχου ποιότητας για την επαλήθευση της εγκυρότητας και της πληρότητας των δεδομένων. Πραγματοποιήθηκε έλεγχος χρονικής κάλυψης ώστε κάθε ημέρα να περιλαμβάνει ακριβώς 24 εγγραφές, ενώ η συνοχή μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών τιμών φορτίου επιβεβαιώθηκε στατιστικά. Ακόμη, διερευνήθηκαν οι σχέσεις μεταξύ των βασικών μεταβλητών μέσω διαγραμματικής απεικόνισης (scatterplots, heatmaps) για την αποκάλυψη λογικών ή στατιστικά παράδοξων συσχετίσεων, όπως θα αναλυθεί και παρακάτω στην ενότητα 3.3.

3.2 Δομή και Κατηγορίες Μεταβλητών

Το τελικό σύνολο δεδομένων που κατασκευάστηκε περιλαμβάνει ένα πλήθος μεταβλητών, οι οποίες κατατάσσονται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες, ανάλογα με τη φύση και τη λειτουργική τους σημασία. Η κατανόηση της δομής αυτών των δεδομένων είναι απαραίτητη τόσο για την επιλογή κατάλληλων μοντέλων όσο και για τη σωστή ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Η πρώτη κατηγορία αφορά τα τεχνικά χαρακτηριστικά του συστήματος. Περιλαμβάνει μεταβλητές όπως το προβλεπόμενο φορτίο (Forecast Load), η προβλεπόμενη και η πραγματική παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας ανά τεχνολογία (Forecast Generation, Actual Generation), καθώς και η παράγωγη μεταβλητή Forecast Balance, η οποία προκύπτει ως η διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης παραγωγής και φορτίου. Οι μεταβλητές αυτές αποτυπώνουν τη δυναμική ισορροπία προσφοράς και ζήτησης ενέργειας σε κάθε χρονική στιγμή και είναι κρίσιμες για την αποτίμηση της κατάστασης του δικτύου.

Η δεύτερη κατηγορία αφορά τους εξωτερικούς οικονομικούς δείκτες. Σε αυτήν περιλαμβάνονται οι τιμές του φυσικού αερίου (TTF Gas) και του πετρελαίου Brent, οι οποίες συλλέγονται σε ημερήσια βάση από πλατφόρμες όπως το Yahoo Finance και επηρεάζουν άμεσα το μεταβλητό κόστος των θερμικών μονάδων. Οι τιμές αυτές εισάγονται στο μοντέλο με υστέρηση μίας ημέρας ώστε να αντανακλούν ρεαλιστικά τη χρονική διαθεσιμότητα της πληροφορίας κατά τον καθορισμό προσφορών.

Η τρίτη κατηγορία αφορά τα χρονικά και ημερολογιακά χαρακτηριστικά, τα οποία εξάγονται απευθείας από το πεδίο της ημερομηνίας και ώρας (DateTime). Περιλαμβάνονται μεταβλητές όπως η ώρα της ημέρας, η ημέρα της εβδομάδας, ο μήνας, η εποχή, καθώς και

δείκτες που δηλώνουν αν πρόκειται για αργία ή σαββατοκύριακο. Αυτές οι πληροφορίες συνεισφέρουν στην αποτύπωση της εποχικότητας και της κυκλικότητας της ζήτησης.

Τέλος, στην τέταρτη κατηγορία εντάσσονται κρίσιμες συνθήκες και εξωτερικά γεγονότα, όπως η πανδημία Covid-19, ο πόλεμος στην Ουκρανία και η ενεργειακή κρίση. Η ενσωμάτωσή τους στο μοντέλο γίνεται είτε μέσω binary δεικτών (dummy variables) είτε μέσω χρονικών φίλτρων, με στόχο την αποτύπωση αστάθμητων παραγόντων που επηρεάζουν τη συμπεριφορά της αγοράς.

Το σύνολο των δεδομένων οργανώνεται σε ωριαία βάση και ενοποιείται με κοινό πεδίο το DateTime. Οι οικονομικές και μετεωρολογικές μεταβλητές, παρότι αρχικά καταγράφονται σε ημερήσια βάση ή με διαφορετική χρονική ανάλυση, μετασχηματίζονται έτσι ώστε να εναρμονίζονται χρονικά με την υπόλοιπη πληροφορία. Η ενιαία αυτή δομή επιτρέπει την εφαρμογή εποπτευόμενων μεθόδων πρόβλεψης με στόχο την εκτίμηση της Day-Ahead Price σε κάθε ώρα της επόμενης ημέρας.

Η κατηγοριοποίηση των μεταβλητών, σε συνδυασμό με τη μεθοδολογία επιλογής χαρακτηριστικών (βλ. ενότητα 3.3), επιτρέπει την αξιολόγηση της συνεισφοράς κάθε ομάδας δεδομένων στην τελική ακρίβεια του μοντέλου. Ειδικά η συσχέτιση τεχνικών και οικονομικών μεταβλητών με την τιμή ενέργειας αναδεικνύεται ως καθοριστικός παράγοντας για την κατανόηση της λειτουργίας της αγοράς.

Συνολικά, οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται κατατάσσονται σε τέσσερις κατηγορίες: τεχνικές (φορτία, παραγωγή), οικονομικές (τιμές καυσίμων), χρονικές (ημέρες, μήνες, αργίες) και κρίσιμες/εξωτερικές (πανδημία, πόλεμος, ενεργειακή κρίση). Συμπληρωματικά, περιβαλλοντικές μεταβλητές όπως η θερμοκρασία, ο άνεμος και η ακτινοβολία ενσωματώνονται στο σύνολο, καθώς επηρεάζουν τη ζήτηση και την παραγωγή ενέργειας.

3.3 Επεξεργασία και Εξερεύνηση Δεδομένων

Η ενότητα αυτή περιγράφει συστηματικά τα βασικά βήματα της διερευνητικής ανάλυσης δεδομένων, γνωστής ως Exploratory Data Analysis (EDA), τα οποία εφαρμόστηκαν στην παρούσα μελέτη. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία [13], η EDA περιλαμβάνει καθαρισμό, εντοπισμό ακραίων τιμών, στατιστική περίληψη, εποχιακή ανάλυση και κατανόηση συσχετίσεων. Τα βήματα παρουσιάζονται αναλυτικότερα στις επόμενες υποενότητες.

3.3.1 Καθαρισμός και Πλήρωση Ελλείψεων

Αρχικά, πραγματοποιήθηκε έλεγχος πληρότητας για κάθε στήλη του πίνακα, ώστε να διαπιστωθεί η ανάγκη για συμπλήρωση ή καθαρισμό. Μεταβλητές όπως η ηλιακή ακτινοβολία, ο άνεμος και η θερμοκρασία παρουσίασαν μικρές ελλείψεις, οι οποίες αποκαταστάθηκαν

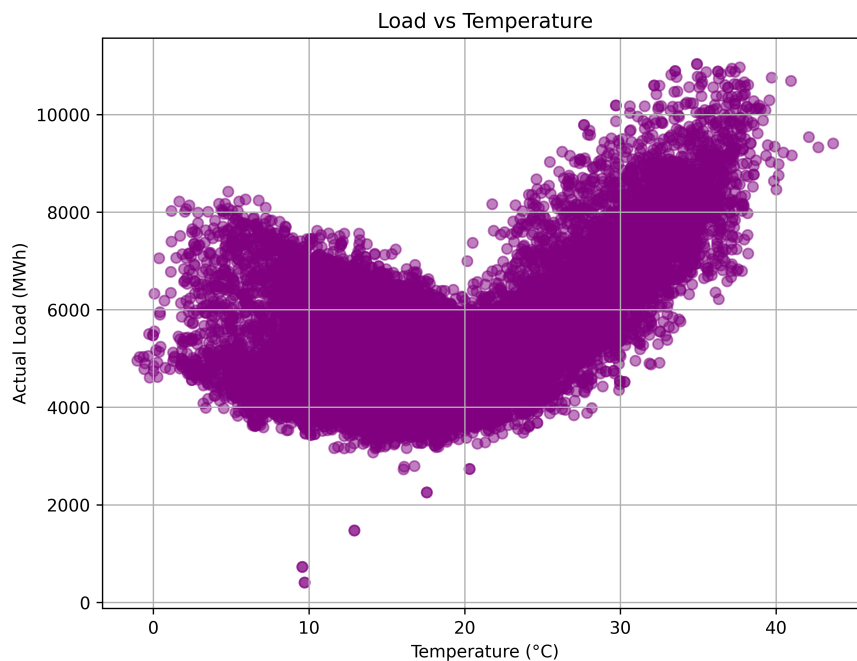
με γραμμική παρεμβολή σε χρονικά γειτονικά σημεία.

Για τις τιμές φυσικού αερίου και πετρελαίου, που είναι ημερήσιας ανάλυσης, εφαρμόστηκε χρονική υστέρηση κατά μία ημέρα και τεχνική forward fill, δηλαδή αντιγραφή της τελευταίας διαθέσιμης τιμής σε όλα τα επόμενα χρονικά σημεία εντός της ημέρας. Με αυτόν τον τρόπο διασφαλίζεται η ευθυγράμμιση με τις ωριαίες εγγραφές του dataset.

3.3.2 Ανίχνευση Ακραίων Τιμών και Περίοδοι Κρίσεων

Στη συνέχεια, εντοπίστηκαν ακραίες τιμές (outliers) κυρίως σε καιρικές μεταβλητές, όπως η ακτινοβολία και ο άνεμος. Η διαχείρισή τους έγινε με βάση το 99.9^ο ποσοστημόριο, ώστε να αποφευχθούν ακραίες επιρροές κατά την εκπαίδευση των μοντέλων. Για παράδειγμα, εξαιρετικά υψηλές τιμές ηλιακής ακτινοβολίας που οφείλονται σε μεμονωμένες μετρήσεις απομακρύνθηκαν ή περιορίστηκαν στην αποδεκτή περιοχή τιμών.

Η σχέση της ζήτησης με τις καιρικές συνθήκες εξετάστηκε μέσω scatter plots. Για παράδειγμα, το Σχήμα 3.7 δείχνει τη σχέση μεταξύ της θερμοκρασίας και του πραγματικού φορτίου, αποκαλύπτοντας ένα μη-γραμμικό μοτίβο τύπου U, όπου παρατηρείται αύξηση της ζήτησης τόσο σε ψυχρές όσο και σε θερμές συνθήκες, υποδηλώνοντας σημαντική ευαισθησία της κατανάλωσης στην εξωτερική θερμοκρασία.

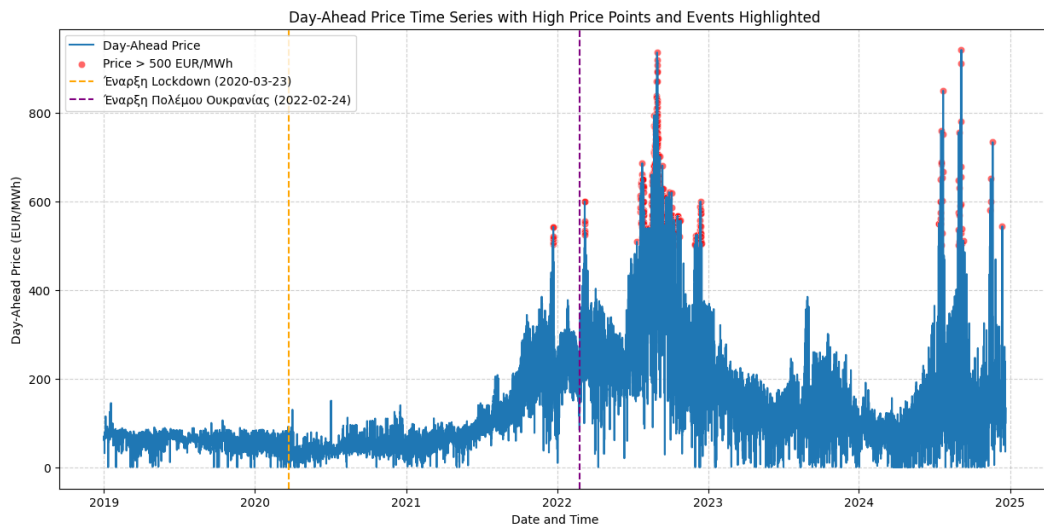


Σχήμα 3.7: Σχέση μεταξύ Πραγματικού Φορτίου και Θερμοκρασίας.

Η παρουσία ακραίων τιμών στην αγορά Day-Ahead μπορεί να διαταράξει την ισορροπία των δεδομένων και να οδηγήσει σε προβλήματα των μοντέλων πρόβλεψης. Στο πλαίσιο αυτό, τιμές μεγαλύτερες των 500 €/MWh χαρακτηρίστηκαν ως «κρίσιμες» και

εξετάστηκαν ξεχωριστά. Το όριο αυτό επιλέχθηκε βάσει της κατανομής της χρονοσειράς και της παρατήρησης συγκεκριμένων εξωγενών γεγονότων που προκάλεσαν αιχμές στην αγορά.

Οι τιμές αυτές συγκεντρώνονται κυρίως σε δύο χρονικές περιόδους: από τον Σεπτέμβριο 2021 έως και τον Ιούλιο 2022, κατά την κορύφωση της ενεργειακής κρίσης λόγω του πολέμου στην Ουκρανία, και κατά τα καλοκαίρια του 2021 και 2022, όπου συνυπήρξαν ακραία καιρικά φαινόμενα, υψηλή ζήτηση και μειωμένη παραγωγή από ΑΠΕ.



Σχήμα 3.8: Χρονική Εξέλιξη Τιμής Day-Ahead και Σημαντικά Γεγονότα Κρίσεων

3.3.3 Περιγραφική Στατιστική και Οπτικοποίηση

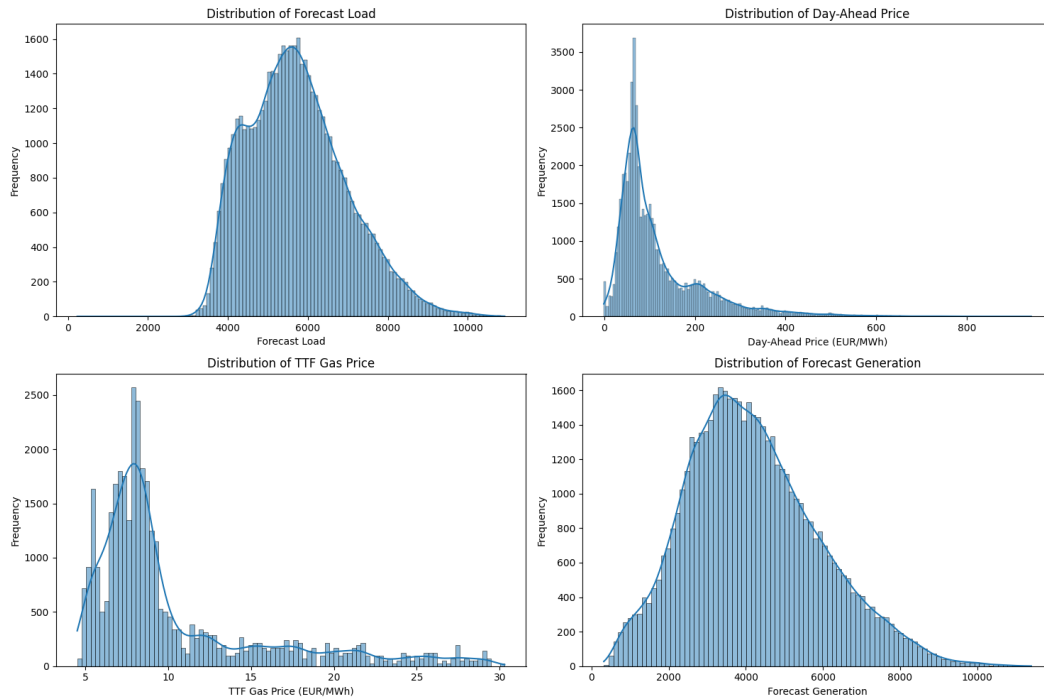
Η βασική στατιστική περιγραφή του συνόλου δεδομένων, με δείκτες όπως η μέση τιμή, η τυπική απόκλιση και τα ποσοστημόρια, βοήθησε στην αποτύπωση της διακύμανσης κάθε μεταβλητής. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στον Πίνακα 3.1.

Μεταβλητή	Μέση Τιμή	Ελάχιστο	Μέγιστο	Τυπ. Απόκλιση
Forecast Load	497.6	165.0	845.2	122.4
Forecast Generation	501.8	140.2	872.3	130.9
Day-Ahead Price	112.7	-40.1	672.4	83.7
TTF Gas Price	45.2	9.6	180.4	35.9
Brent Price	76.5	19.1	139.8	22.3
Temperature	17.3	-1.8	35.2	6.7
Solar Radiation	218.4	0.0	974.6	184.2
Wind Speed	4.6	0.1	15.9	2.8

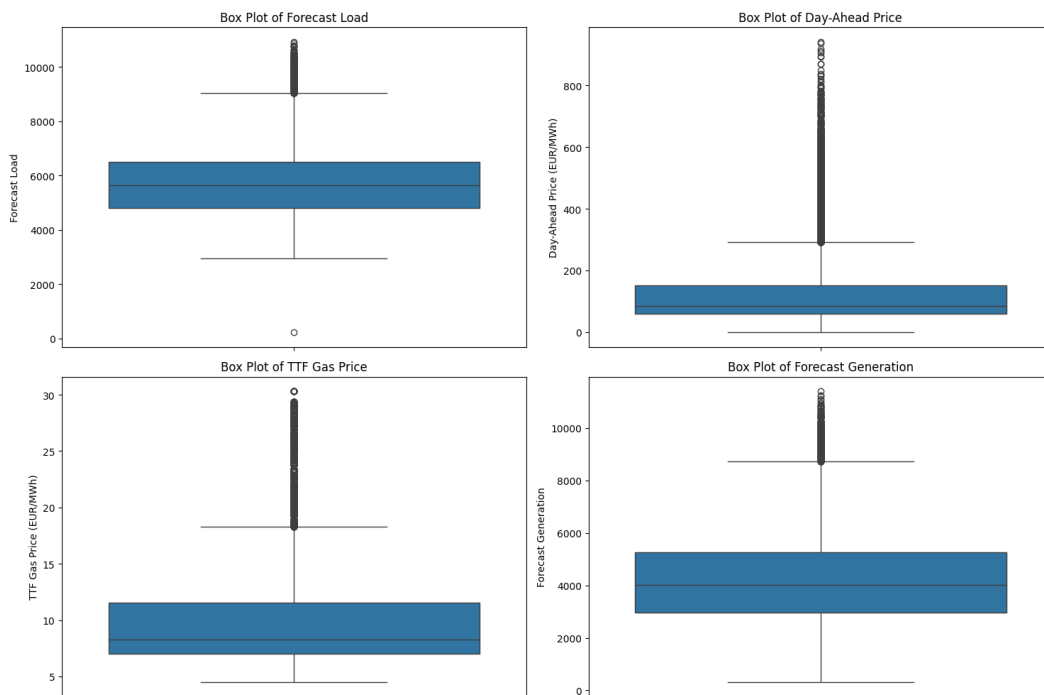
Πίνακας 3.1: Περιγραφική στατιστική επιλεγμένων μεταβλητών του τελικού δατασέτ.

Για την πληρέστερη κατανόηση της κατανομής των δεδομένων, δημιουργήθηκαν δια-

γράμματα πυκνότητας και γραφήματα τύπου boxplot, όπως φαίνεται στα Σχήματα 3.9 και 3.10, όπου επιβεβαιώνεται η παρουσία ακραίων τιμών ιδιαίτερα στην τιμή Day-Ahead και στο TTF Gas Price.



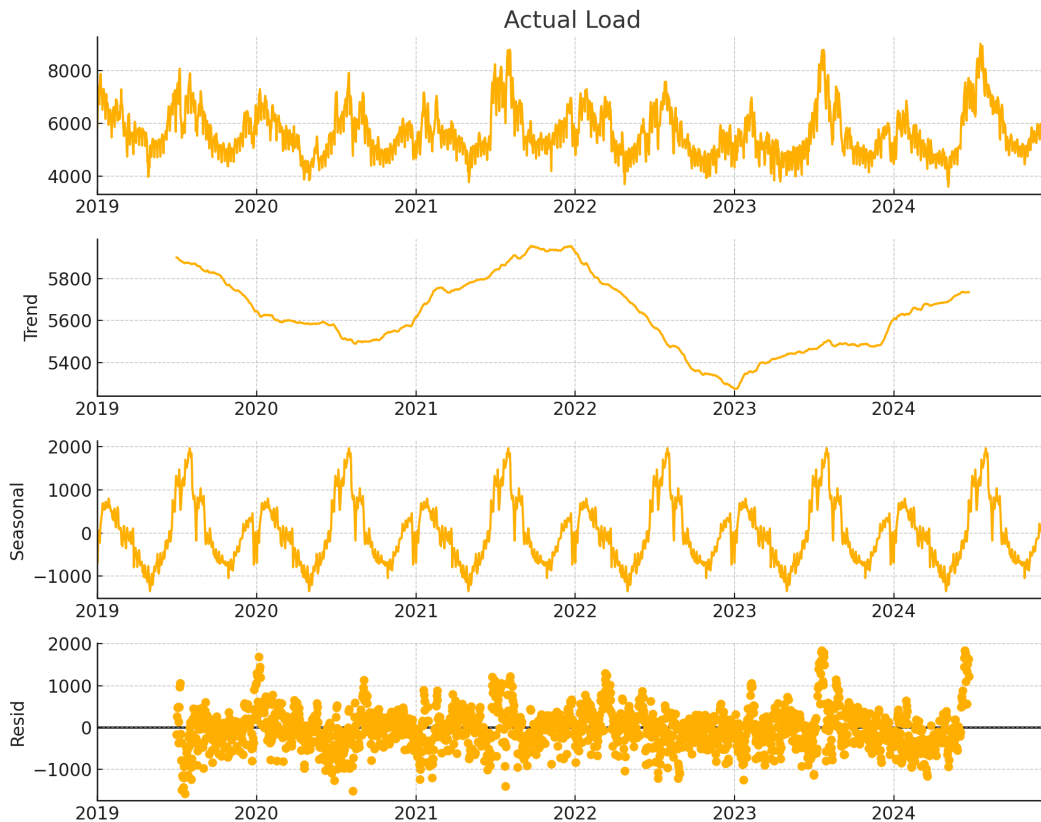
Σχήμα 3.9: Κατανομές των βασικών μεταβλητών: Forecast Load, Forecast Generation, Day-Ahead Price, TTF Gas Price.



Σχήμα 3.10: Διαγράμματα Boxplot για τις βασικές μεταβλητές, με εμφανή την ύπαρξη ακραίων τιμών.

3.3.4 Αποσύνθεση Χρονοσειρών και Εποχικότητα

Για την αποτύπωση μακροπρόθεσμων και περιοδικών μοτίβων στη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, πραγματοποιήθηκε αποσύνθεση της ημερήσιας χρονοσειράς του πραγματικού φορτίου (Actual Load) σε τρία βασικά συστατικά: τάση (trend), εποχικότητα (seasonality) και υπολείμματα (residuals).



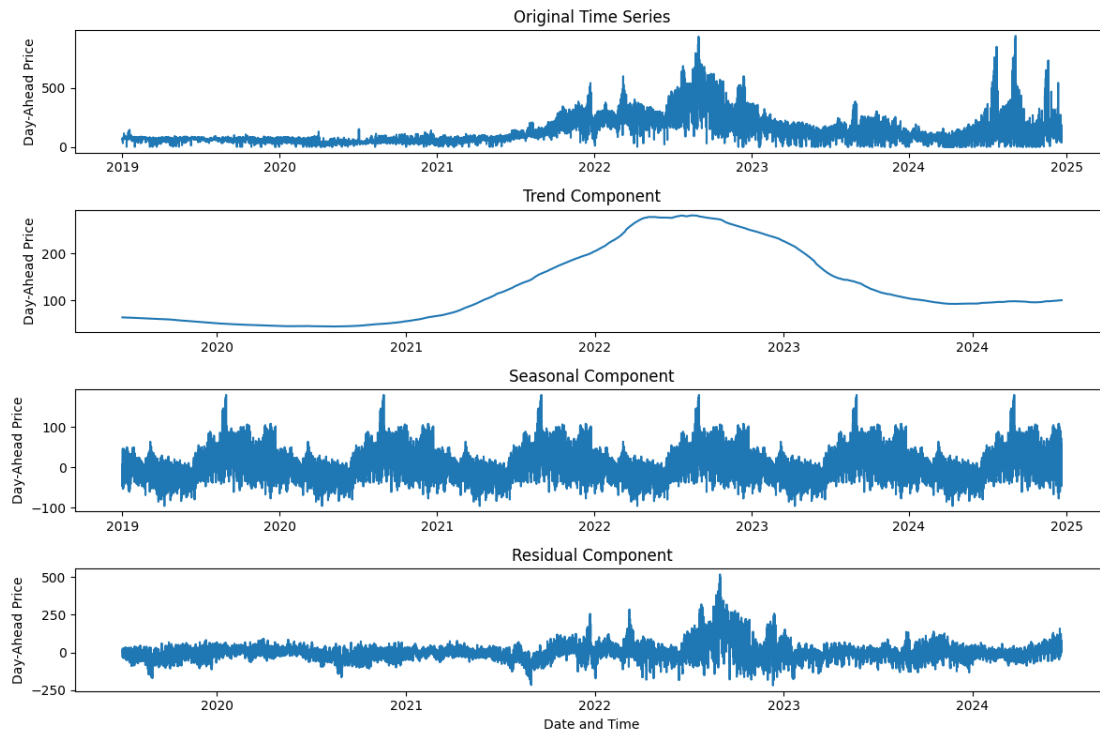
Σχήμα 3.11: Αποσύνθεση της ημερήσιας χρονοσειράς φορτίου σε τάση, εποχικότητα και υπολείμματα (2019–2024).

Η αποσύνθεση ανέδειξε έντονα εποχικά μοτίβα, με σαφείς εποχιακούς κύκλους και αιχμές σε περιόδους αυξημένης κατανάλωσης, δηλαδή κατά τους χειμερινούς και θερινούς μήνες, αιτιολογώντας τη δημιουργία χρονικών χαρακτηριστικών κατά την προετοιμασία των εισόδων.

Πέρα από το φορτίο, αποσύνθεση χρονοσειράς πραγματοποιήθηκε και για την τιμή Day-Ahead, προκειμένου να αναδειχθούν βασικά μοτίβα και μεταβολές στη δυναμική της αγοράς. Η αποσύνθεση σε τρία βασικά συστατικά—τάση (trend), εποχικότητα (seasonality) και υπολείμματα (residuals)—παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.12, όπου διακρίνονται σαφή εποχικά μοτίβα και ανοδική τάση κατά την περίοδο της ενεργειακής κρίσης.

Η τάση παρουσιάζει σταδιακή αύξηση από τα μέσα του 2021, με κορύφωση στα τέλη του 2022, αντανακλώντας τις επιπτώσεις της ενεργειακής κρίσης. Η εποχικότητα ανα-

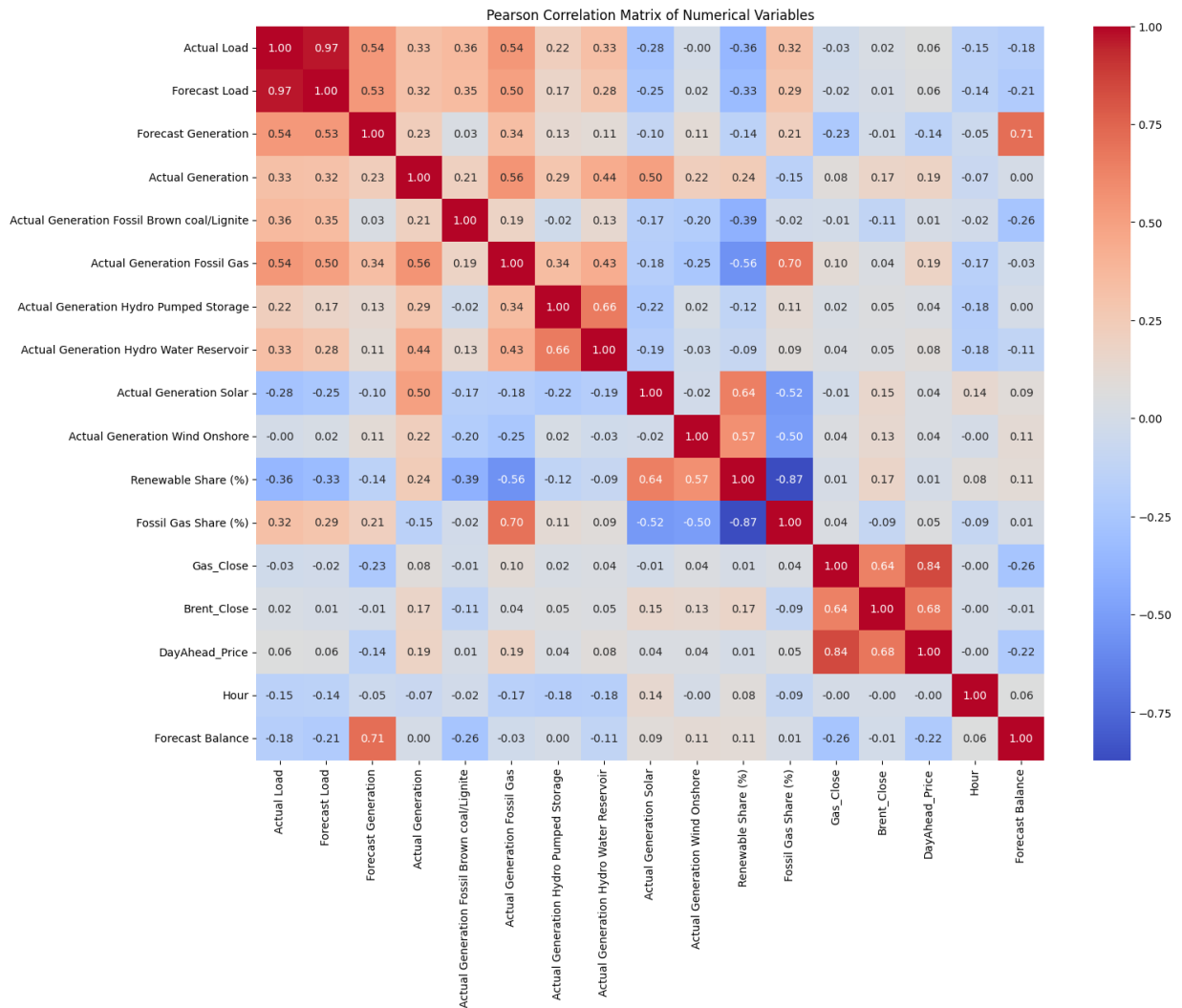
δεικνύει περιοδικές διακυμάνσεις σε επίπεδο ημερών και μηνών, ενώ τα υπολείμματα παρουσιάζουν απότομες αποκλίσεις κυρίως σε περιόδους αστάθειας. Τα ευρήματα αυτά υποστηρίζουν τη σημασία χρήσης χρονολογικών χαρακτηριστικών (π.χ. ημέρα εβδομάδας, μήνας) και τεχνικών που λαμβάνουν υπόψη εποχικότητα στη διαδικασία πρόβλεψης.



Σχήμα 3.12: Αποσύνθεση της Χρονοσειράς Τιμής Day-Ahead σε Τάση, Εποχικότητα και Υπολείμματα.

3.3.5 Συσχετίσεις και Επιλογή Εισόδων

Η επιλογή εισόδων έγινε με βάση την ανάλυση συσχετίσεων και κριτήρια διαθεσιμότητας, θεωρητικής σημασίας και αποφυγής πολυσυγγραμμικότητας. Ο πίνακας Pearson correlation χρησιμοποιήθηκε για τον εντοπισμό γραμμικών σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε σε οικονομικές μεταβλητές όπως το TTF Gas και το Brent, καθώς και στο Forecast Balance, που παρουσίασε σημαντική αρνητική συσχέτιση με την τιμή Day-Ahead.



Σχήμα 3.13: Χάρτης Συσχέτισης Μεταβλητών (Pearson)

Η υψηλή θετική συσχέτιση των μεταβλητών Gas_Close και Brent_Close με την τιμή DayAhead_Price επιβεβαιώνει την έντονη επίδραση του κόστους καυσίμων στον σχηματισμό της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας. Αντίθετα, η Forecast_Balance και η Actual_Generation_Solar παρουσιάζουν αρνητική συσχέτιση, γεγονός που συνδέεται με τη λειτουργία του μηχανισμού merit-order, δηλαδή τη μείωση της τιμής λόγω της αυξημένης συμμετοχής ΑΠΕ, ιδιαίτερα σε ώρες χαμηλής ζήτησης. Ιδιαίτερα έντονη είναι και η θετική συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών Forecast_Generation και Forecast_Balance, κάτι το οποίο είναι αναμενόμενο, καθώς ο υπολογισμός του ισοζυγίου βασίζεται άμεσα στη διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης παραγωγής και προβλεπόμενου φορτίου.

Κατά τη διαδικασία επιλογής των εισόδων για τα μοντέλα πρόβλεψης, ελήφθη υπόψη η διαθεσιμότητα της πληροφορίας πριν τη χρονική στιγμή πρόβλεψης (προβλεψιμότητα), η αποφυγή έντονης πολυσυγγραμμικότητας μεταξύ μεταβλητών, καθώς και η θεωρητική τεκμηρίωση της επίδρασης κάθε χαρακτηριστικού στην τιμή. Χαμηλότερη συσχέτιση παρατηρείται σε ημερολογιακά χαρακτηριστικά (όπως η ημέρα και ο μήνας) και σε μεταβλητές

που αφορούν εξωτερικά γεγονότα, όπως το covid_flag ή το heatwave_flag.

Η παραπάνω διερεύνηση οδηγεί στη διαμόρφωση ενός τελικού συνόλου εισόδων που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση και αξιολόγηση των προβλεπτικών μοντέλων στο Κεφάλαιο 4.

3.3.6 Κωδικοποίηση Κατηγορικών Μεταβλητών

Τέλος, εφαρμόστηκε η μέθοδος one-hot encoding για τη μετατροπή των κατηγορικών μεταβλητών σε δυαδικά χαρακτηριστικά, επιτρέποντας τη χρήση τους σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Περιλαμβάνονται ημερολογιακά χαρακτηριστικά όπως Day_of_Week, Month και is_holiday, καθώς και δείκτες ειδικών συνθηκών όπως covid_flag και war_period.

Πιο συγκεκριμένα, οι μεταβλητές Day_of_Week και Month μετατράπηκαν σε μορφές τύπου Day_of_Week_1, Month_2, κ.λπ. Επίσης, τα πεδία is_weekend, covid_flag, war_period και heatwave_flag παρέμειναν ως δυαδικά.

Στο παράδειγμα του πίνακα που ακολουθεί φαίνεται ενδεικτικά πώς μετασχηματίστηκε η μεταβλητή Day_of_Week:

Πίνακας 3.2: Παράδειγμα one-hot encoding για τη μεταβλητή Day_of_Week

Ημέρα	Day_0	Day_1	Day_2	Day_3	Day_4	Day_5	Day_6
Δευτέρα	1	0	0	0	0	0	0
Τρίτη	0	1	0	0	0	0	0
Τετάρτη	0	0	1	0	0	0	0
...				...			
Κυριακή	0	0	0	0	0	0	1

Το τελικό dataset περιλαμβάνει πάνω από 40 μεταβλητές, συνδυάζοντας τεχνικά, οικονομικά, ημερολογιακά και εξωτερικά χαρακτηριστικά. Η ποικιλία και το εύρος των εισόδων κρίθηκε απαραίτητο για την ενίσχυση της ερμηνευσιμότητας των μοντέλων και την αποτελεσματικότερη πρόβλεψη της τιμής, όπως αναλύεται εκτενώς στο Κεφάλαιο 4.

Κεφάλαιο 4

Πρόβλεψη Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της Τιμής Ηλεκτρικής Ενέργειας στην Αγορά Επόμενης Ημέρας Day-Ahead Market-DAM, μέσω διαδοχικών βημάτων εμπλουτισμού του μοντέλου με σύνολα χαρακτηριστικών. Αρχικά αξιοποιείται μόνο το φορτίο ως βασική γραμμή αναφοράς (baseline) και στη συνέχεια ενσωματώνονται τεχνικά, οικονομικά και κατηγορικά χαρακτηριστικά. Ακολούθως, αναπτύσσεται ένα μοντέλο με αυξημένη ανθεκτικότητα έναντι ακραίων τιμών (Huber Regressor) και τέλος δύο αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης (Random Forest και XGBoost). Η σύγκριση και αξιολόγηση γίνεται με βάση τους δείκτες Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (MAE), Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (RMSE) και τον Συντελεστή Προσδιορισμού (R^2). Επιπλέον, η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων συνοδεύεται από τέσσερις βασικές γραφικές απεικονίσεις: (α) διάγραμμα υπολοίπων για τον εντοπισμό συστηματικών σφαλμάτων, (β) ιστόγραμμα υπολοίπων για την ανάλυση της κατανομής τους, (γ) σύγκριση χρονικών σειρών μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών, και (δ) διάγραμμα διασποράς που αποτυπώνει τον βαθμό συμφωνίας μεταξύ πρόβλεψης και παρατήρησης. Στόχος είναι ο εντοπισμός του συνδυασμού των μεταβλητών εκείνων που μεγιστοποιούν την ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου.

4.1 Ανάπτυξη Βασικού Μοντέλου Πρόβλεψης

Το πρώτο μοντέλο που εφαρμόστηκε ήταν η απλή γραμμική παλινδρόμηση, η οποία χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς (baseline) για τη σύγκριση των πιο σύνθετων τεχνικών που ακολουθούν. Ως μοναδική ανεξάρτητη μεταβλητή χρησιμοποιείται η χρονοσειρά του συνολικού προβλεπόμενου φορτίου (Forecast Load) του συστήματος. Η εκπαίδευση του μοντέλου έγινε με χρήση της συνάρτησης **Linear Regression** και αξιολογήθηκε ως προς

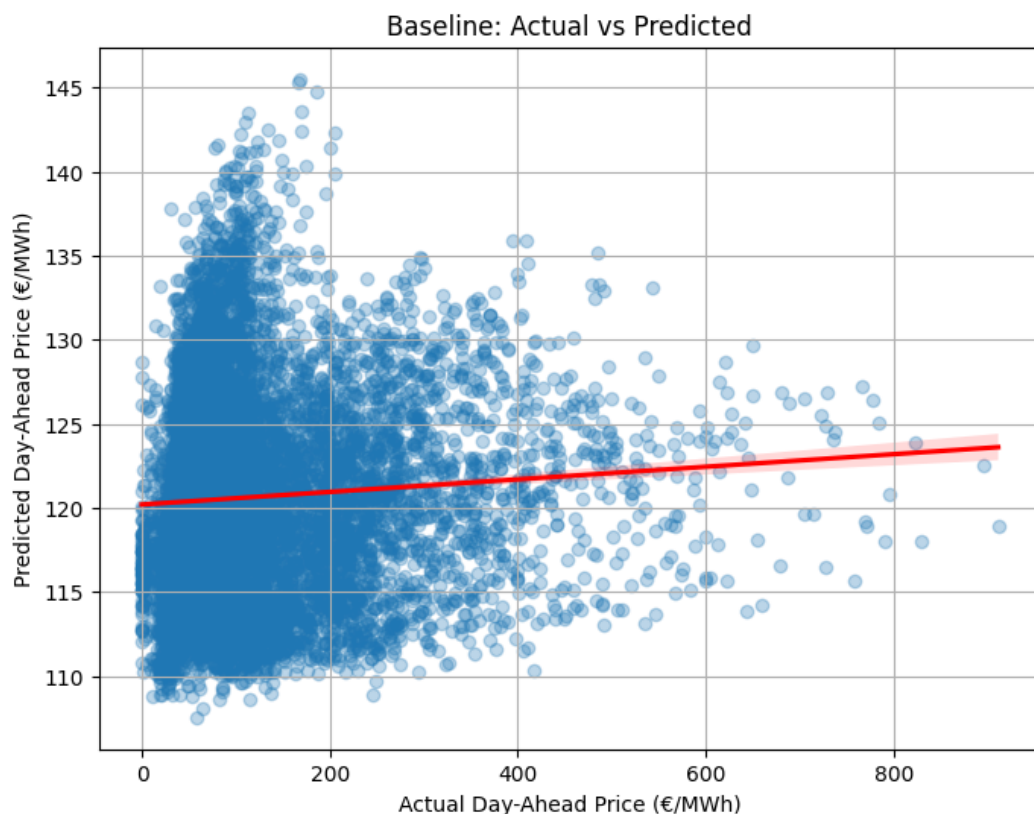
την ακρίβειά του με βάση τα παρακάτω αποτελέσματα.

Οι μετρικές απόδοσης του μοντέλου ήταν:

- **Mean Absolute Error (MAE):** 74.46 €/MWh
- **Root Mean Squared Error (RMSE):** 103.46 €/MWh
- **R-squared (R^2):** 0.0041

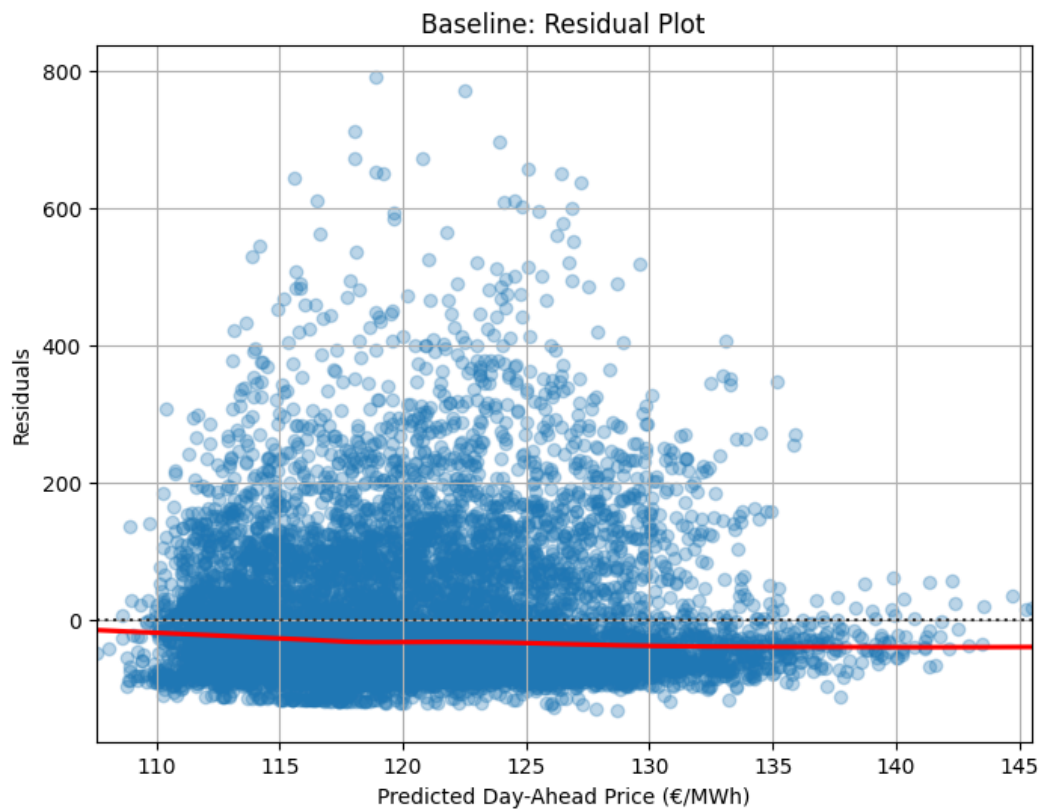
Οι τιμές αυτές δείχνουν μια εξαιρετικά χαμηλή προσαρμογή του μοντέλου στα δεδομένα, καθώς μόλις το 0.4% της διακύμανσης της Τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας εξηγείται από την είσοδο. Το υψηλό σφάλμα σε συνδυασμό με την πολύ χαμηλή τιμή R^2 υποδηλώνουν ότι το μοντέλο δεν καταφέρνει να αποτυπώσει τη δυναμική της αγοράς.

Το διάγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.1) αποκαλύπτει μεγάλη διασπορά τιμών γύρω από το μηδέν, χωρίς εμφανές μοτίβο, γεγονός που είναι σύνηθες όταν το μοντέλο δεν έχει καλή προσαρμογή, ενώ η παρουσία ακραίων τιμών (outliers) είναι ενδεικτική του ότι οι αιχμές της τιμής δεν προβλέπονται σωστά.



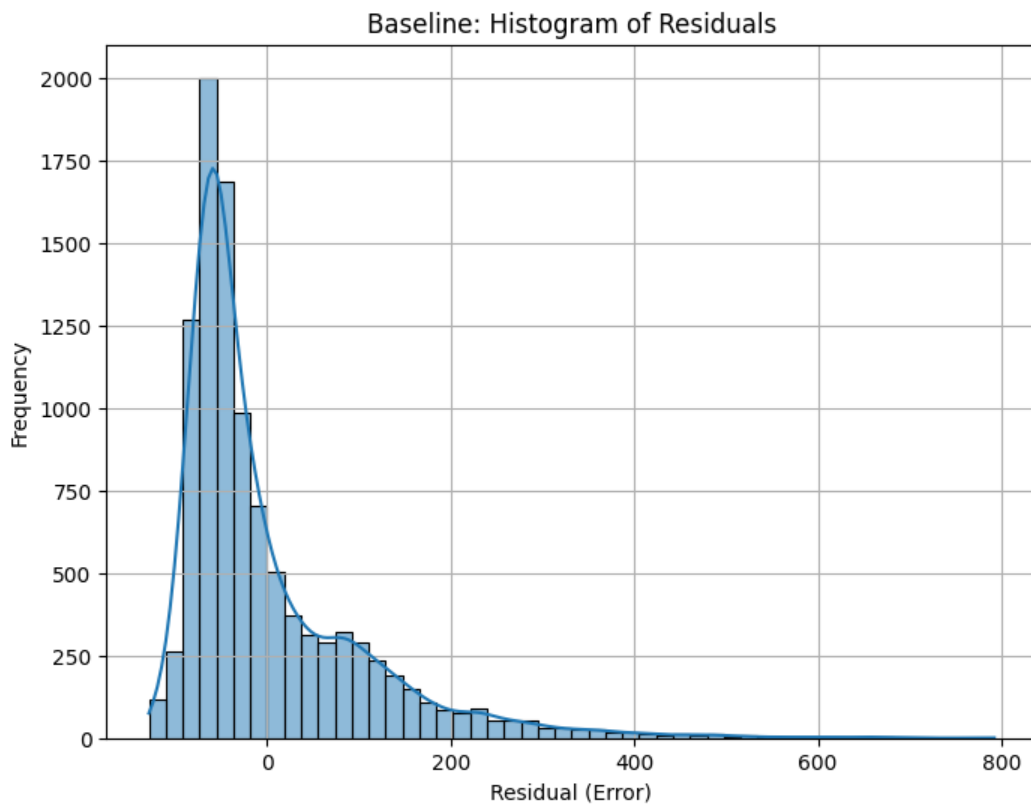
Σχήμα 4.1: Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) για το baseline μοντέλο.

Το ιστόγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.2) ενισχύει την εικόνα κακής πρόβλεψης: εμφανίζει ασύμμετρη κατανομή με ουρά στα δεξιά, δείχνοντας ότι οι προβλέψεις υστερούν σημαντικά στις περιπτώσεις υψηλών τιμών (υποεκτίμηση).



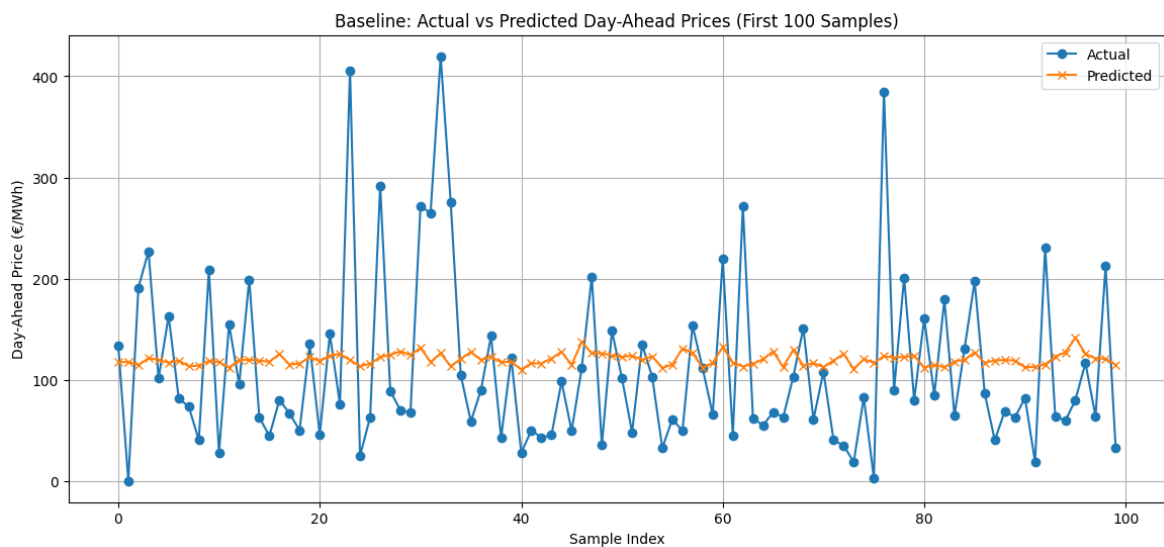
Σχήμα 4.2: Ιστογράμμο υπολοίπων (Residual Histogram) για το baseline μοντέλο.

Η χρονική απεικόνιση των 100 πρώτων παρατηρήσεων (Εικόνα 4.3) αποκαλύπτει την αδυναμία του μοντέλου να παρακολουθήσει τη μεταβλητότητα των πραγματικών τιμών. Οι προβλεπόμενες τιμές παραμένουν σχεδόν σταθερές και κοντά στον μέσο όρο, ανεπηρέαστες από αιχμές ή απότομες πτώσεις.



Σχήμα 4.3: Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας (πρώτα 100 δείγματα).

Η απεικόνιση προβλεπόμενων έναντι πραγματικών τιμών (Εικόνα 4.4) καταδεικνύει έλλειψη γραμμικής συσχέτισης — οι προβλεπόμενες τιμές συγκεντρώνονται σε μία περιορισμένη ζώνη, ανεξαρτήτως της τιμής στόχου. Αυτό επιβεβαιώνει ότι το μοντέλο προσεγγίζει κατά μέσο όρο την τιμή χωρίς να διαφοροποιείται επαρκώς.



Σχήμα 4.4: Προβλεπόμενες έναντι Πραγματικών Τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας.

Συμπερασματικά, η γραμμική παλινδρόμηση με μεταβλητή μόνο το προβλεπόμενο φορτίο αποτελεί ένα πρώτο σημείο αναφοράς, αλλά αδυνατεί να αποδώσει την πολυπλοκότητα της αγοράς ΗΕΕ. Το χαμηλό R^2 και τα μεγάλα σφάλματα καθιστούν σαφές ότι απαιτούνται πιο σύνθετα και μη γραμμικά μοντέλα για την αποδοτική πρόβλεψη της τιμής.

4.2 Ενσωμάτωση των μεταβλητών πρόβλεψης παραγωγής, ισοζυγίου και ώρας

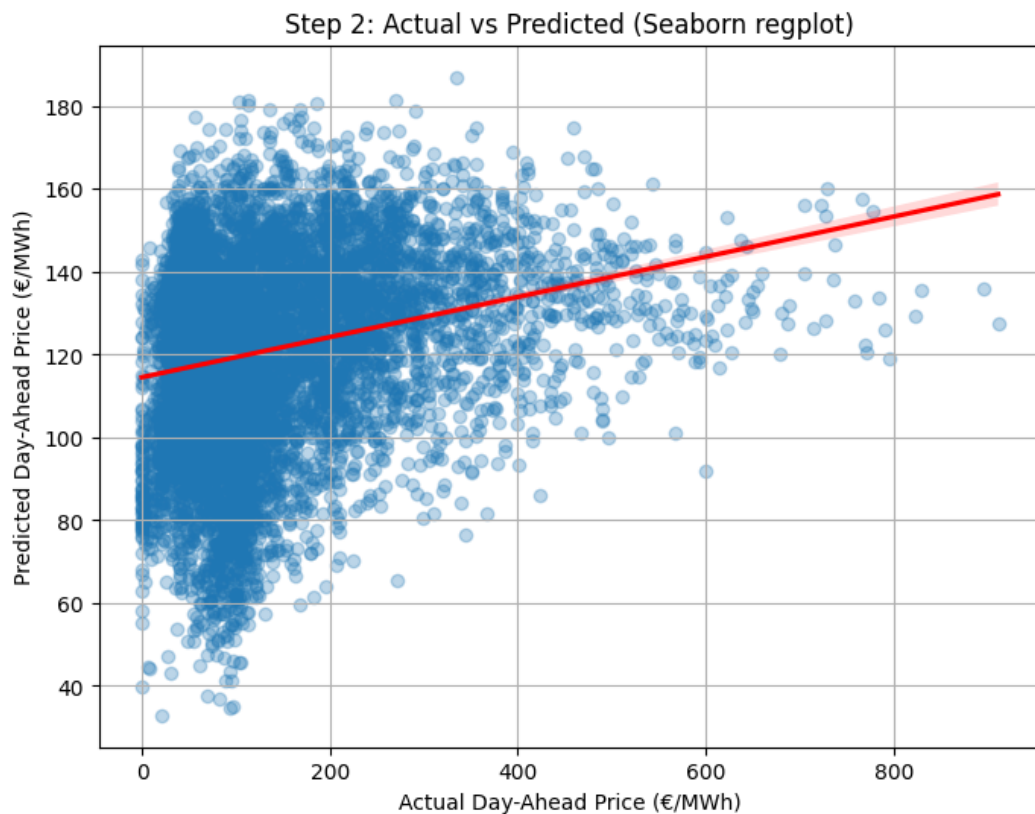
Σε αυτό το δεύτερο στάδιο εφαρμόζεται εκ νέου γραμμική παλινδρόμηση, αλλά με πιο στοχευμένο σύνολο χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται οι μεταβλητές πρόβλεψης παραγωγής (Forecast Generation), ισοζυγίου (Forecast Balance) και ώρας (Hour), οι οποίες σχετίζονται άμεσα με το ενεργειακό ισοζύγιο και τη χρονική δυναμική της αγοράς.

Οι μετρικές απόδοσης του μοντέλου είναι:

- **Mean Absolute Error (MAE):** 72.43 €/MWh
- **Root Mean Squared Error (RMSE):** 100.93 €/MWh
- **R-squared (R^2):** 0.0523

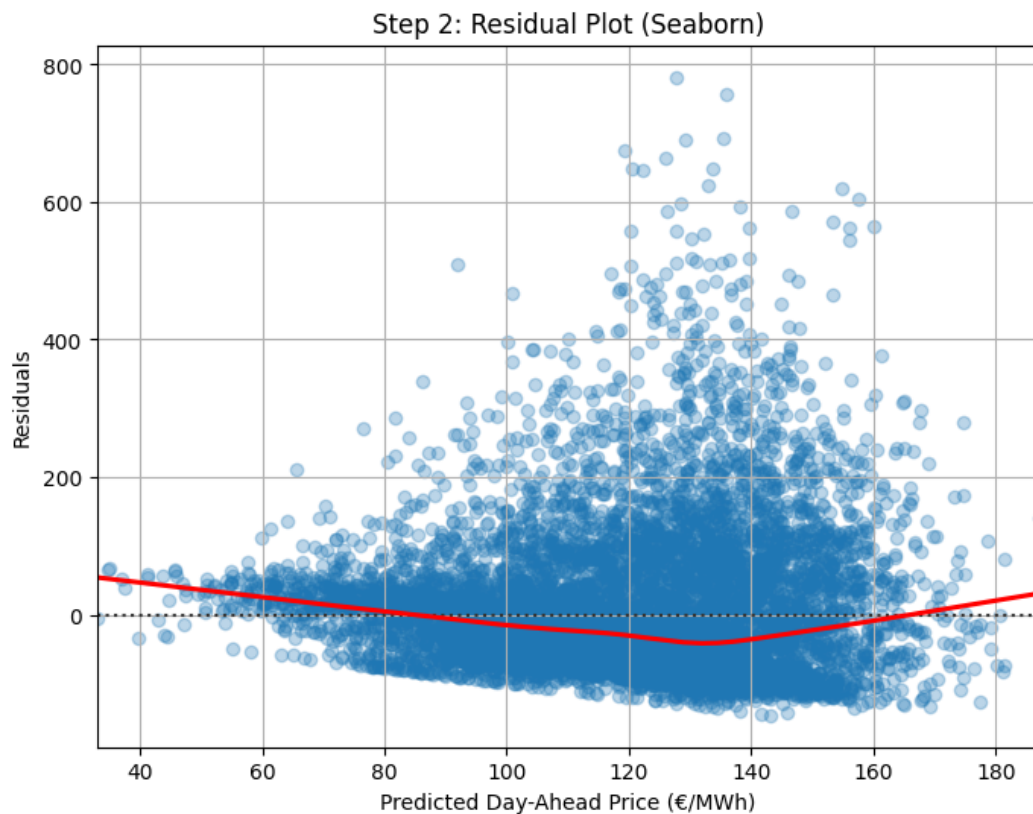
Παρατηρείται μια μικρή βελτίωση ως προς το baseline (υποενότητα 4.1), τόσο στη μείωση του σφάλματος όσο και στην διακύμανση της τιμής. Αυτό υποδηλώνει ότι η ενσωμάτωση του ισοζυγίου και της χρονικής πληροφορίας έχει κάποιο θετικό αντίκτυπο στην πρόβλεψη.

Το διάγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.5) δείχνει μικρή βελτίωση στην κατανομή των σφαλμάτων συγκριτικά με το baseline, ωστόσο παραμένουν εμφανή τα μεγάλα θετικά υπολείμματα, ειδικά για τιμές προβλεπόμενες κοντά στα 130–150 €/MWh. Η κόκκινη καμπύλη υποδεικνύει μη γραμμικότητα που το μοντέλο δεν μπορεί να αποδώσει.



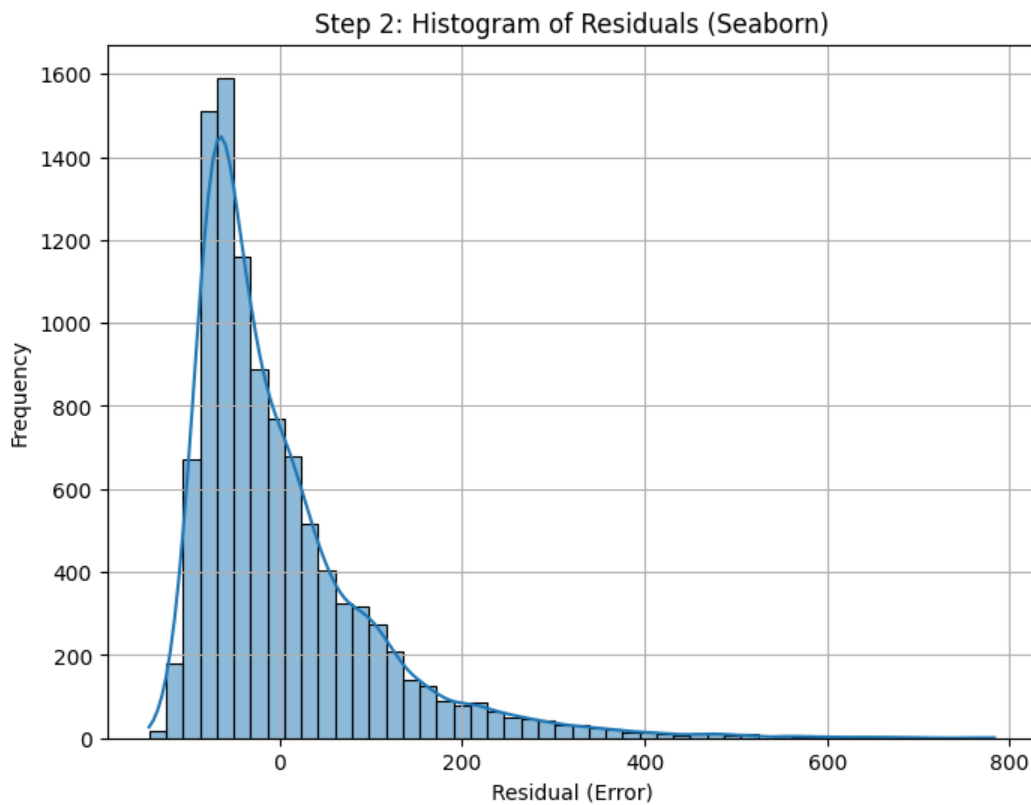
Σχήμα 4.5: Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) – Βήμα 2.

Το ιστόγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.6) διατηρεί την ασυμμετρία που είχε παρατηρηθεί και στο baseline, με δεξιά ουρά (θετικά σφάλματα), αλλά παρουσιάζει μικρότερη διασπορά. Υπάρχει μεγαλύτερη συγκέντρωση τιμών κοντά στο 0, γεγονός που δείχνει μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων.



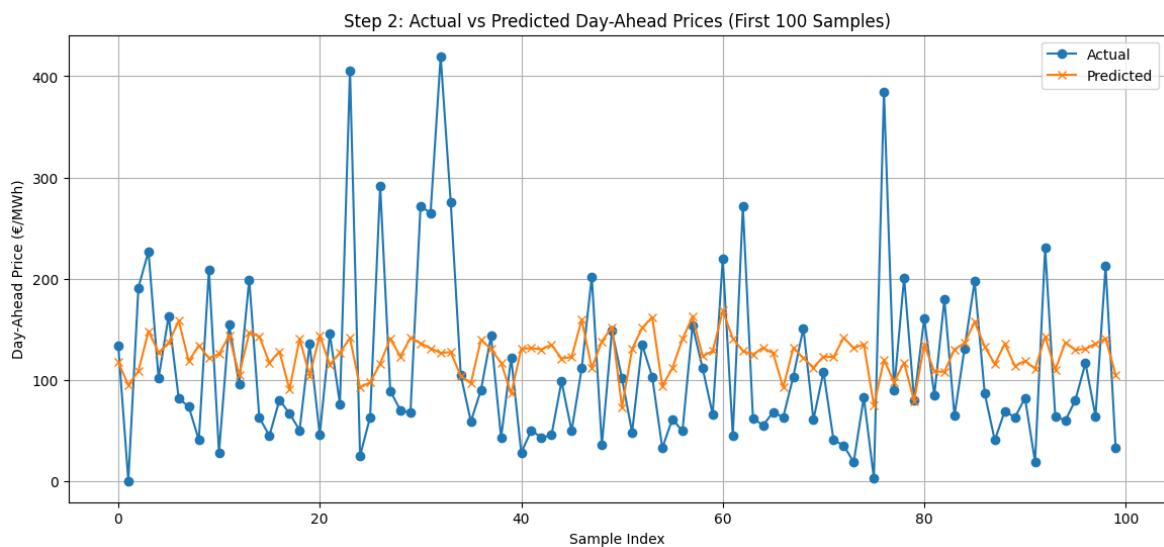
Σχήμα 4.6: Ιστόγραμμα υπολοίπων – Βήμα 2.

Η απεικόνιση των πρώτων 100 προβλέψεων (Εικόνα 4.7) δείχνει ότι το μοντέλο ακολουθεί ελαφρώς πιο πιστά τη διακύμανση της Τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας σε σχέση με το baseline, αλλά εξακολουθεί να αποτυγχάνει στις αιχμές. Οι προβλεπόμενες τιμές παραμένουν κοντά στη μέση τιμή, ενώ οι πραγματικές παρουσιάζουν έντονες διακυμάνσεις.



Σχήμα 4.7: Πραγματικές και Προβλεπόμενες Τιμές Αγοράς Επόμενης Ημέρας (πρώτα 100 δείγματα) – Βήμα 2.

Η απεικόνιση προβλεπόμενων έναντι πραγματικών τιμών (Εικόνα 4.8) φανερώνει ελαφρώς βελτιωμένη διασπορά κατά μήκος της διαγωνίου σε σχέση με το προηγούμενο βήμα. Ωστόσο, η συσχέτιση παραμένει χαμηλή και η πρόβλεψη των πολύ υψηλών τιμών εξακολουθεί να υστερεί.



Σχήμα 4.8: Προβλεπόμενες έναντι Πραγματικών Τιμών – Βήμα 2.

Συμπερασματικά, το μοντέλο επωφελείται ελαφρώς από την εισαγωγή των στοχευμένων χαρακτηριστικών. Η βελτίωση είναι μετρήσιμη αλλά περιορισμένη, υποδεικνύοντας την ανάγκη για χρήση πιο ισχυρών μοντέλων ή συνδυασμό μεγαλύτερου πλήθους χαρακτηριστικών για την αποτελεσματική πρόβλεψη της τιμής.

4.3 Προσθήκη μεταβλητών παραγωγής ανά τεχνολογία (Ηλιακή, Αιολική, Υδροηλεκτρική)

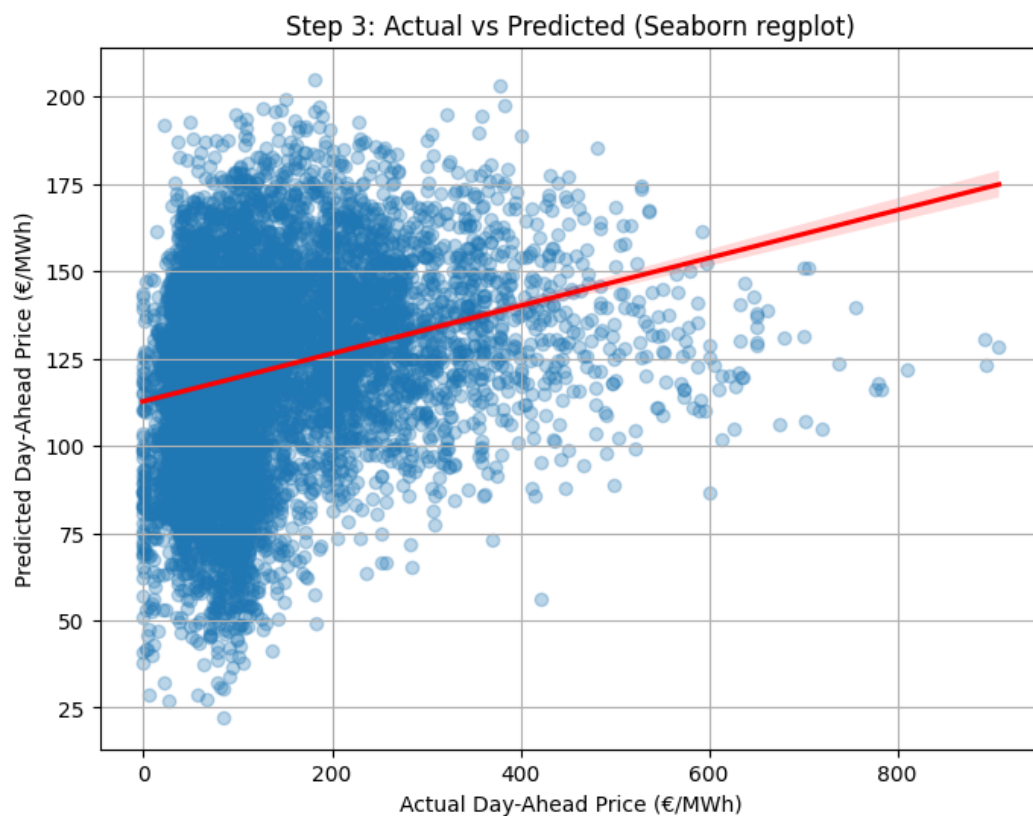
Σε αυτό το τρίτο βήμα γίνεται ενσωμάτωση των πραγματικών τιμών παραγωγής από RES (ΑΠΕ) και υδροηλεκτρικά, με στόχο τη διερεύνηση της επίδρασής τους στην τιμή ΗΕΕ. Τα νέα χαρακτηριστικά που προστέθηκαν είναι η Ηλιακή (Solar), η Αιολική (Wind) και η Υδροηλεκτρική Ενέργεια (Hydro).

Οι μετρικές απόδοσης του μοντέλου είναι:

- **Mean Absolute Error (MAE):** 70.37 €/MWh
- **Root Mean Squared Error (RMSE):** 97.76 €/MWh
- **R-squared (R^2):** 0.0698

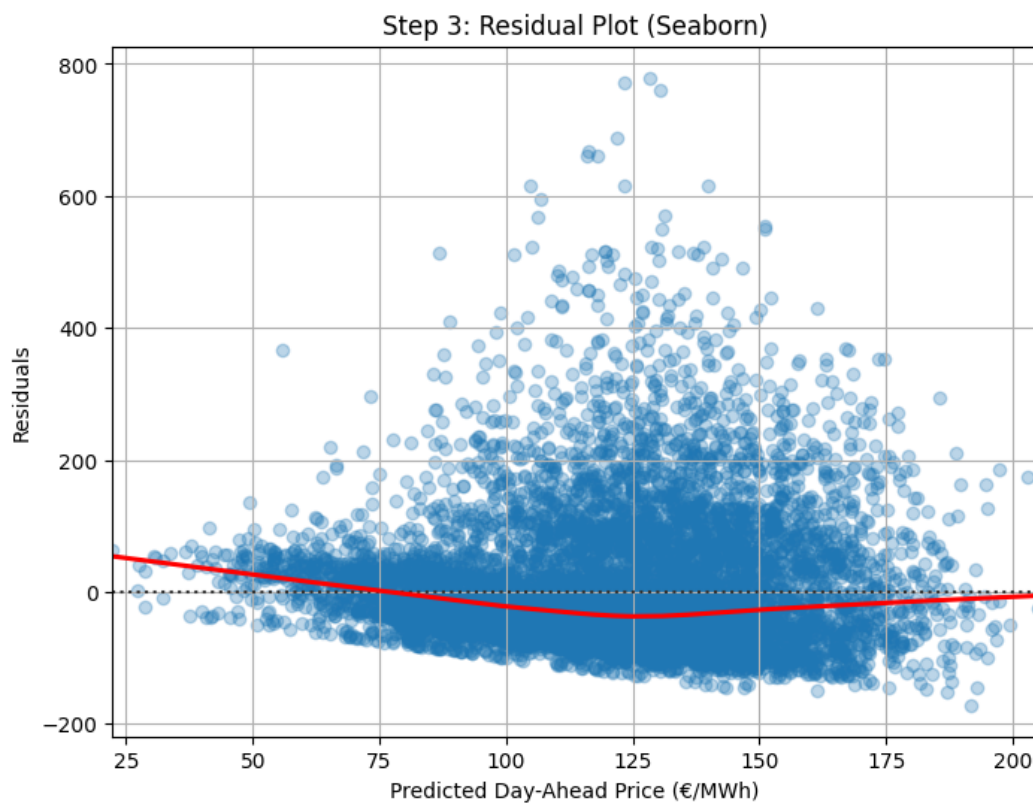
Η προσθήκη των τεχνολογικών πηγών παραγωγής βελτιώνει ελαφρώς το μοντέλο σε σχέση με τα προηγούμενα βήματα, τόσο σε επίπεδο σφάλματος όσο και εξηγούμενης διακύμανσης. Η αύξηση του R^2 σε 6.98% υποδεικνύει ότι υπάρχει σχετική συσχέτιση μεταξύ της παραγωγής από RES/υδροηλεκτρικά και της τιμής Αγοράς Επόμενης Ημέρας, αν και η προβλεπτική δύναμη παραμένει περιορισμένη.

Το διάγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.9) παρουσιάζει ελαφρώς πιο συμπαγή κατανομή συγκριτικά με τα προηγούμενα βήματα. Τα υπολείμματα είναι λιγότερο διασκορπισμένα, κυρίως για τιμές προβλεπόμενες έως περίπου 125 €/MWh. Η καμπύλη πλησιάζει περισσότερο το μηδέν στην περιοχή των μέσων τιμών, γεγονός που δείχνει καλύτερη προσαρμογή.



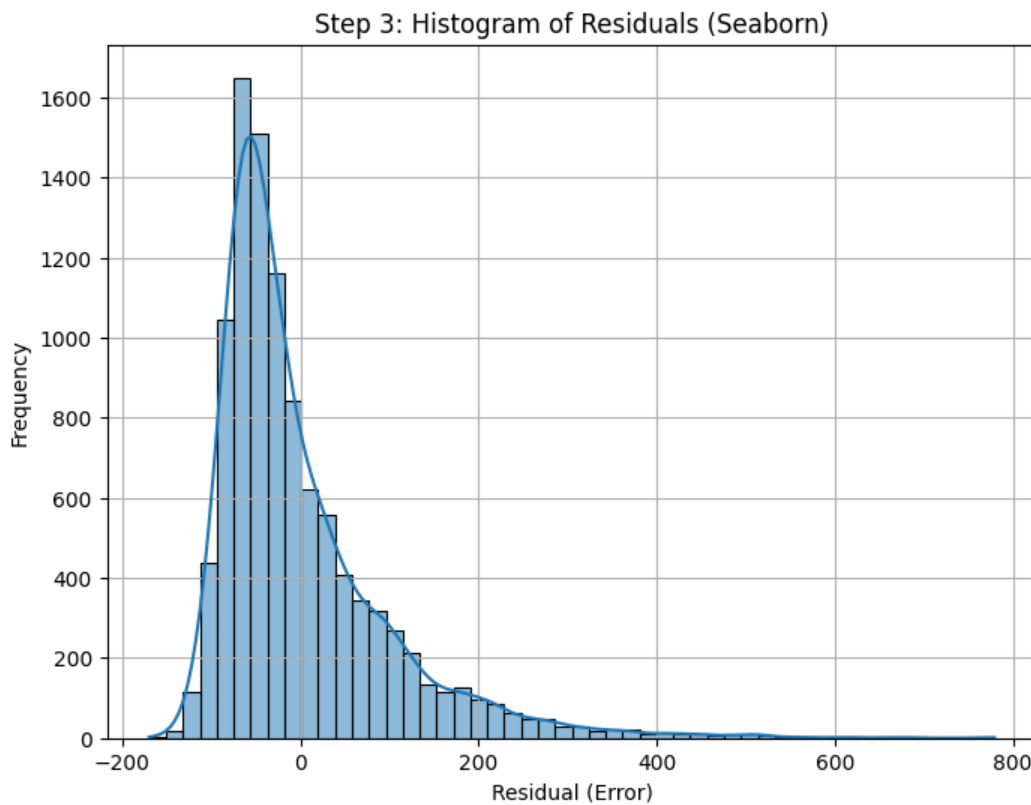
Σχήμα 4.9: Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) – Βήμα 3.

Το ιστόγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.10) συνεχίζει να παρουσιάζει ασυμμετρία, με δεξιά ουρά και μεγάλη συγκέντρωση γύρω από το 0. Ωστόσο, η πυκνότητα κοντά στο μηδέν είναι μεγαλύτερη, δείχνοντας μεγαλύτερη ακρίβεια στο μεγαλύτερο μέρος των προβλέψεων.



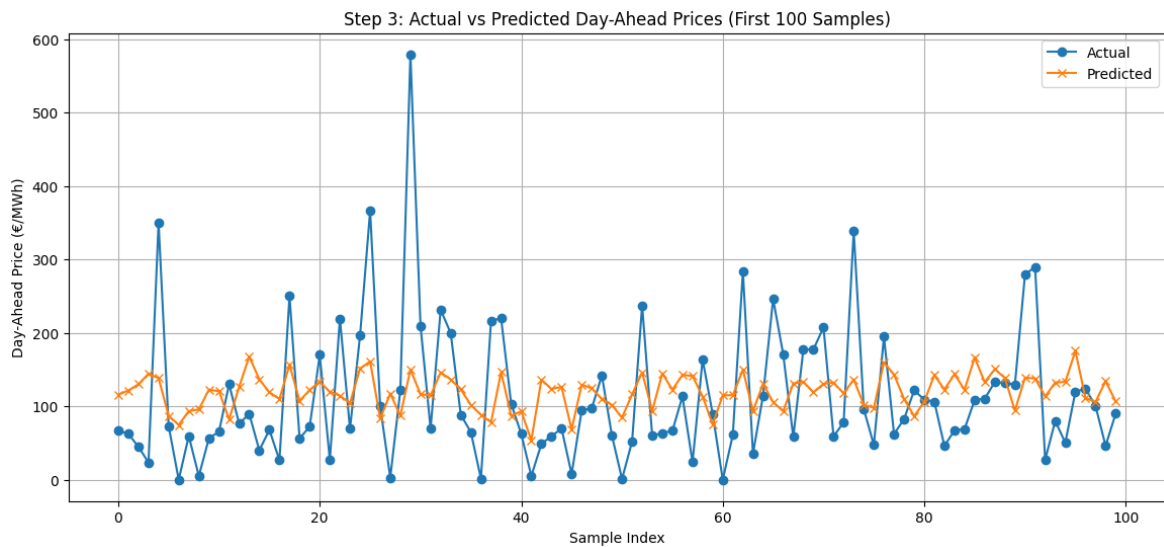
Σχήμα 4.10: Ιστόγραμμα υπολοίπων (Histogram of Residuals) – Βήμα 3.

Η χρονοσειρά των πρώτων 100 δειγμάτων (Εικόνα 4.11) αποκαλύπτει ότι οι προβλεπόμενες τιμές ακολουθούν σε μεγαλύτερο βαθμό την πορεία των πραγματικών συγκριτικά με προηγούμενα μοντέλα. Παρόλα αυτά, εξακολουθούν να μην καταγράφονται σωστά οι αιχμές, οι οποίες υποεκτιμώνται συστηματικά.



Σχήμα 4.11: Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές Αγοράς Επόμενης Ημέρας(πρώτα 100 δείγματα) – Βήμα 3.

Η απεικόνιση πραγματικών έναντι προβλεπόμενων τιμών (Εικόνα 4.12) παρουσιάζει πιο ομοιόμορφη διασπορά με βελτιωμένη προσέγγιση της διαγωνίου. Η γραμμική παλινδρόμηση (κόκκινη γραμμή) αποκτά μεγαλύτερη κλίση, ένδειξη βελτιωμένης συσχέτισης. Παρόλα αυτά, παρατηρείται συγκέντρωση προβλέψεων στη ζώνη 100–150 €/MWh, ενώ οι τιμές-αιχμές συνεχίζουν να αγνοούνται.



Σχήμα 4.12: Προβλεπόμενες έναντι πραγματικών τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας – Βήμα 3.

Συμπερασματικά, η εισαγωγή τεχνολογικών πηγών παραγωγής βελτιώνει το μοντέλο μετρίως, αναδεικνύοντας ότι η επίδραση των RES και υδροηλεκτρικών στην τιμή Αγοράς Επόμενης Ημέρας δεν είναι αμελητέα. Ωστόσο, η χαμηλή τιμή του R^2 δείχνει ότι απαιτείται περαιτέρω ενίσχυση του μοντέλου, είτε με προσθήκη επιπλέον δεδομένων (π.χ. φορτίο, κατανάλωση) είτε με χρήση μη γραμμικών μεθόδων πρόβλεψης.

4.4 Εισαγωγή Οικονομικών Μεταβλητών

Στο τέταρτο βήμα, γίνεται η ενσωμάτωση εξωτερικών οικονομικών παραμέτρων που σχετίζονται άμεσα με το κόστος παραγωγής, συγκεκριμένα οι τιμές φυσικού αερίου (Gas Lag1, TTF) και πετρελαίου τύπου Brent (Brent Lag1), με μία χρονική υστέρηση μίας ημέρας. Η εισαγωγή αυτών των μεταβλητών αντικατοπτρίζει το πώς εξωτερικές αγορές ενέργειας επηρεάζουν τις προσδοκίες για τη διαμόρφωση της Τιμής Επόμενης Ημέρας (Day-Ahead Price).

Νέα χαρακτηριστικά: Gas Lag1, Brent Lag1

Αποτελέσματα:

- **Mean Absolute Error (MAE):** 39.25 €/MWh
- **Root Mean Squared Error (RMSE):** 62.06 €/MWh
- **R-squared (R^2):** 0.6541

Η επίδοση του μοντέλου βελτιώνεται δραστικά, με το σφάλμα MAE να μειώνεται

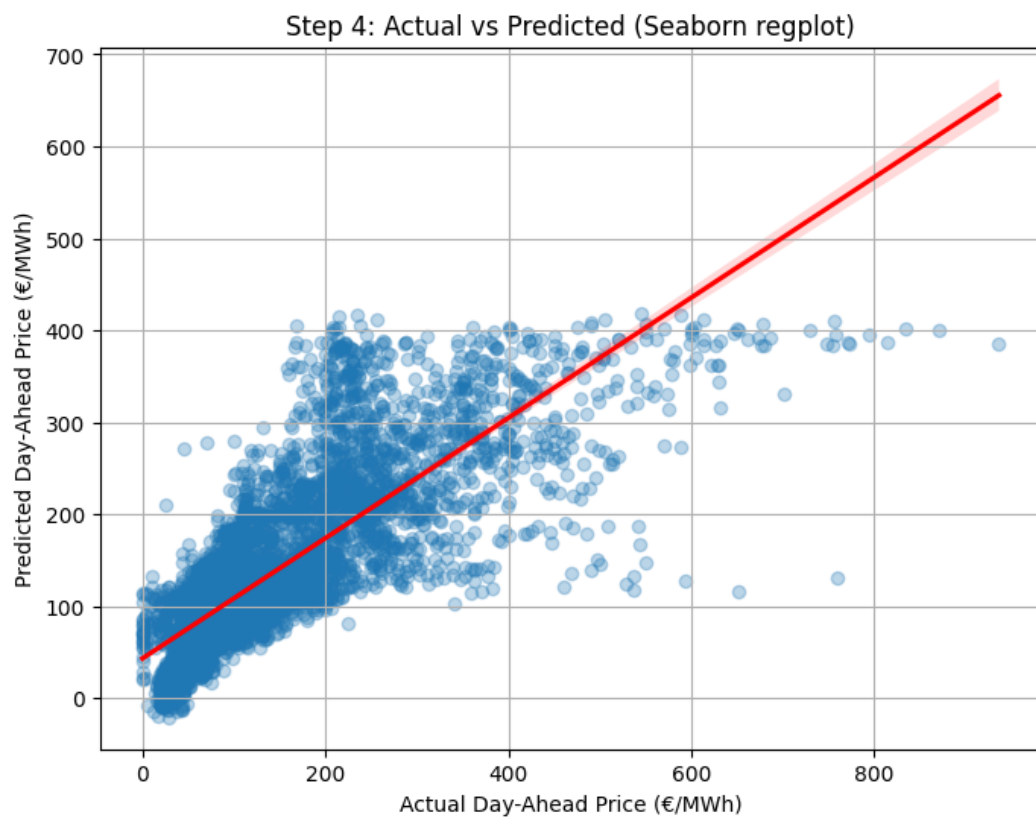
σχεδόν στο μισό και το συντελεστή προσδιορισμού R^2 να αυξάνεται σημαντικά, υποδεικνύοντας πολύ υψηλότερη ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου. Αυτή η βελτίωση επιβεβαιώνει την ιδιαίτερη σημασία των οικονομικών μεταβλητών στη διαμόρφωση της τιμής στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας.

Η σύγκριση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών στην Εικόνα 4.13 δείχνει ότι πλέον οι κορυφές και οι διακυμάνσεις της πραγματικής τιμής αναπαρίστανται με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια. Η προβλεπόμενη καμπύλη ακολουθεί πλέον σαφώς καλύτερα τις απότομες αυξομειώσεις.

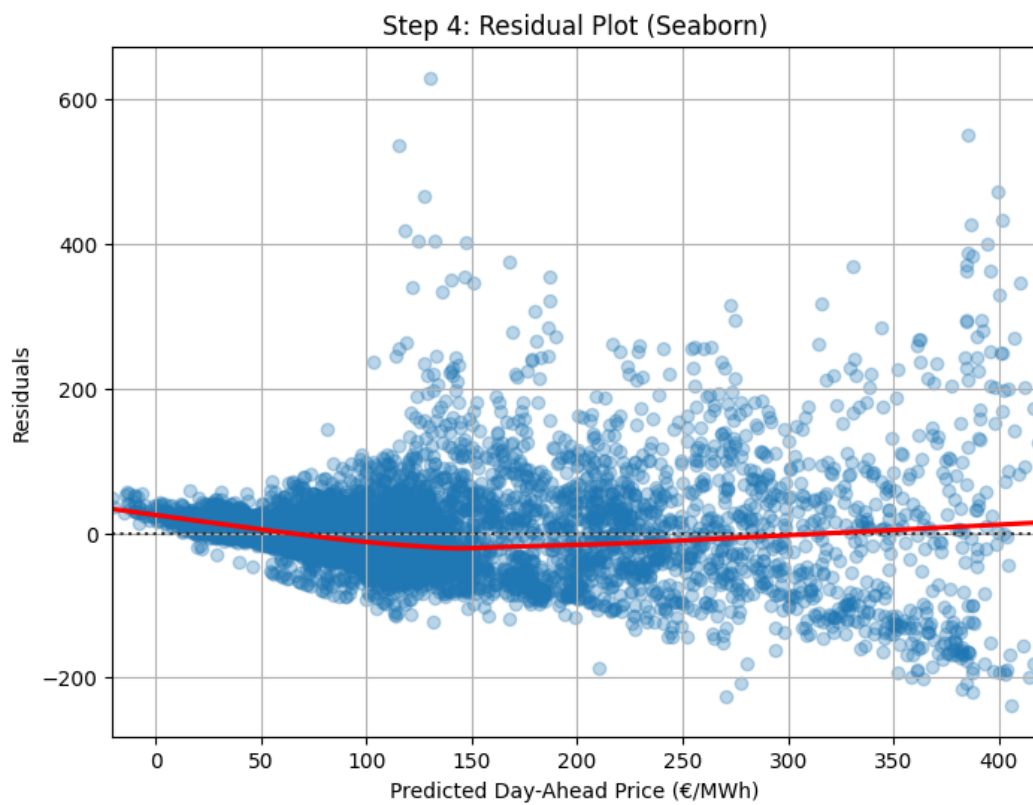
Το διάγραμμα διασποράς της Εικόνας 4.14 παρουσιάζει σαφή γραμμική συσχέτιση με πολύ μικρότερη διασπορά σε σχέση με τα προηγούμενα βήματα, επιβεβαιώνοντας την υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης.

Από το γράφημα υπολοίπων της Εικόνας 4.15 παρατηρείται ότι τα σφάλματα έχουν σημαντικά μειωθεί και η διασπορά τους ως προς την προβλεπόμενη τιμή είναι αρκετά πιο συγκεντρωμένη. Η καμπύλη του σχήματος 4.14 πλησιάζει αισθητά το μηδέν, ιδιαίτερα στο εύρος τιμών 50–300 €/MWh, όπου βρίσκονται και οι περισσότερες παρατηρήσεις.

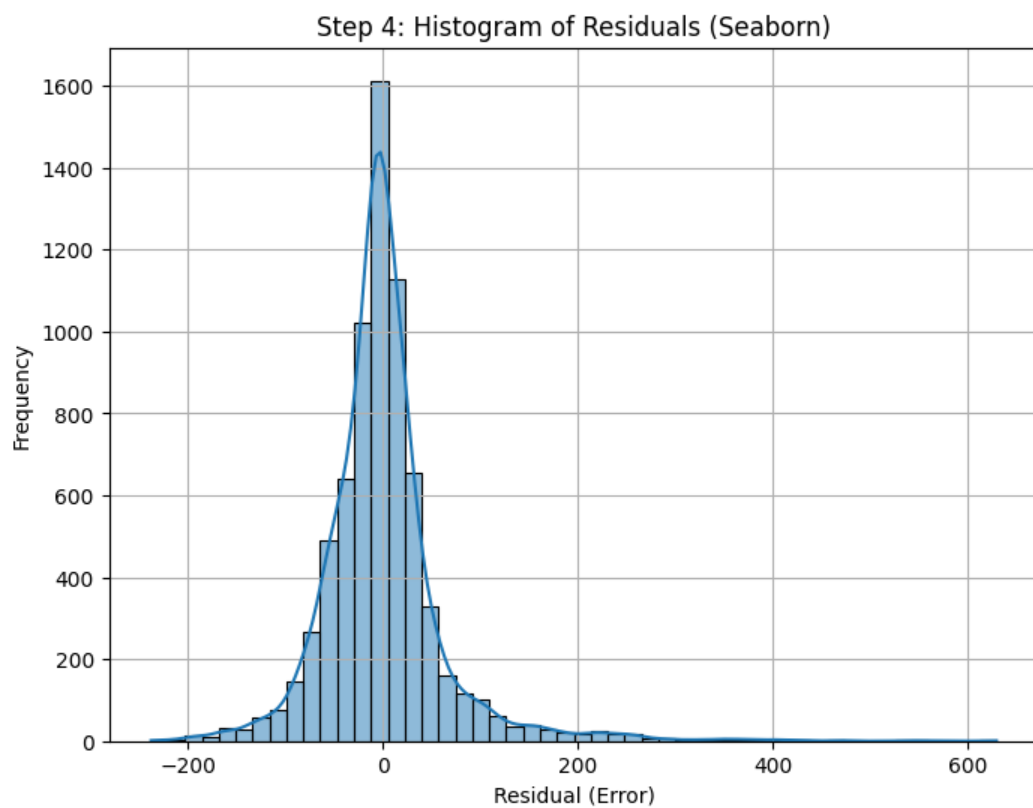
Το ιστόγραμμα υπολοίπων της Εικόνας 4.16 καταγράφει συμμετρική κατανομή με έντονη κορυφή κοντά στο μηδέν, γεγονός που υποδηλώνει ότι η πλειονότητα των σφαλμάτων είναι μικρά.



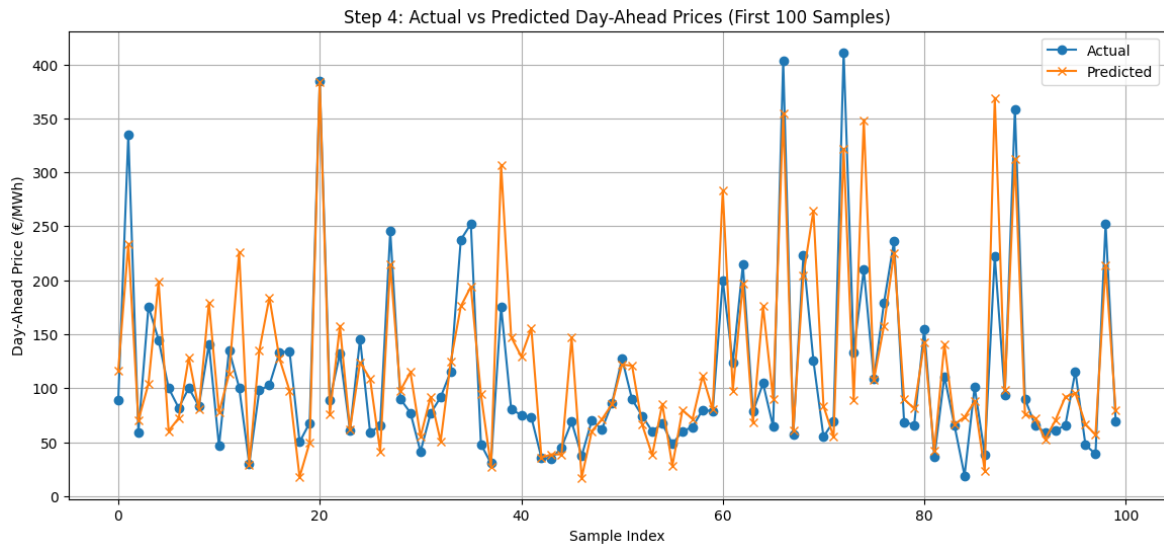
Σχήμα 4.13: Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών (Step 4: First 100 Samples)



Σχήμα 4.14: Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών (Seaborn regplot)



Σχήμα 4.15: Υπόλοιπα έναντι Προβλεπόμενης Τιμής (Residual Plot)



Σχήμα 4.16: Ιστόγραμμα Σφαλμάτων (Residuals Histogram)

4.5 Εμπλουτισμός με Εποχικότητα και Εξωγενείς Παράγοντες

Στο πέμπτο και τελευταίο βήμα της ανάλυσης γραμμικής παλινδρόμησης, ενσωματώνονται κατηγορικά χαρακτηριστικά που αποτυπώνουν την εποχικότητα και την επίδραση έκτακτων καταστάσεων. Συγκεκριμένα, προστίθενται η ημέρα της εβδομάδας, ο μήνας του έτους, καθώς και δυαδικές μεταβλητές (binary flags) που υποδεικνύουν περιόδους κρίσεων όπως η πανδημία ή ο πόλεμος στην Ουκρανία.

Νέα χαρακτηριστικά: Weekday, Month, Covid Flag, War Flag

Αποτελέσματα μοντέλου:

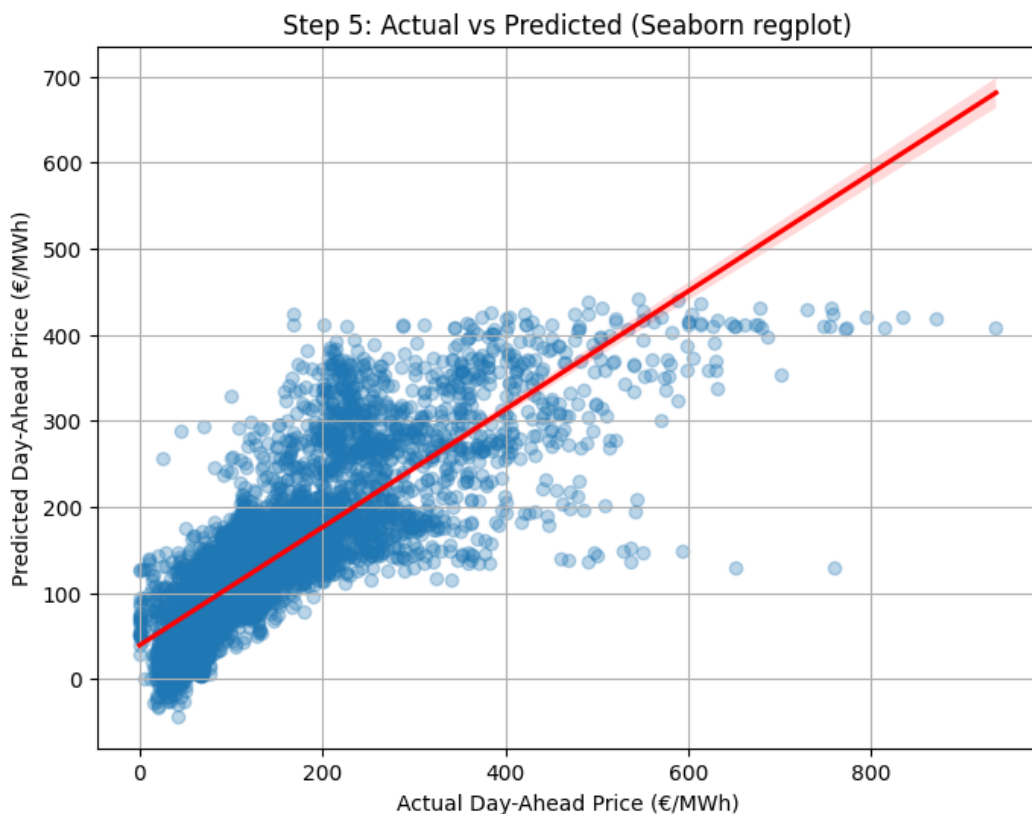
- $MAE = 37.75 \text{ €/MWh}$
- $RMSE = 58.96 \text{ €/MWh}$
- $R^2 = 0.6878$

Η μικρή αλλά αξιοσημείωτη βελτίωση στις μετρικές απόδοσης δείχνει ότι οι κατηγορικές εποχιακές μεταβλητές και τα γεγονότα κρίσεων παρέχουν πρόσθετη πληροφορία, συμβάλλοντας στη μείωση του σφάλματος και στην ερμηνεία της διακύμανσης της τιμής. Το R^2 αυξάνεται πλέον στο 68.78%, ενώ και το προσαρμοσμένο R^2 υποδεικνύει ότι η πολυπλοκότητα του μοντέλου είναι δικαιολογημένη.

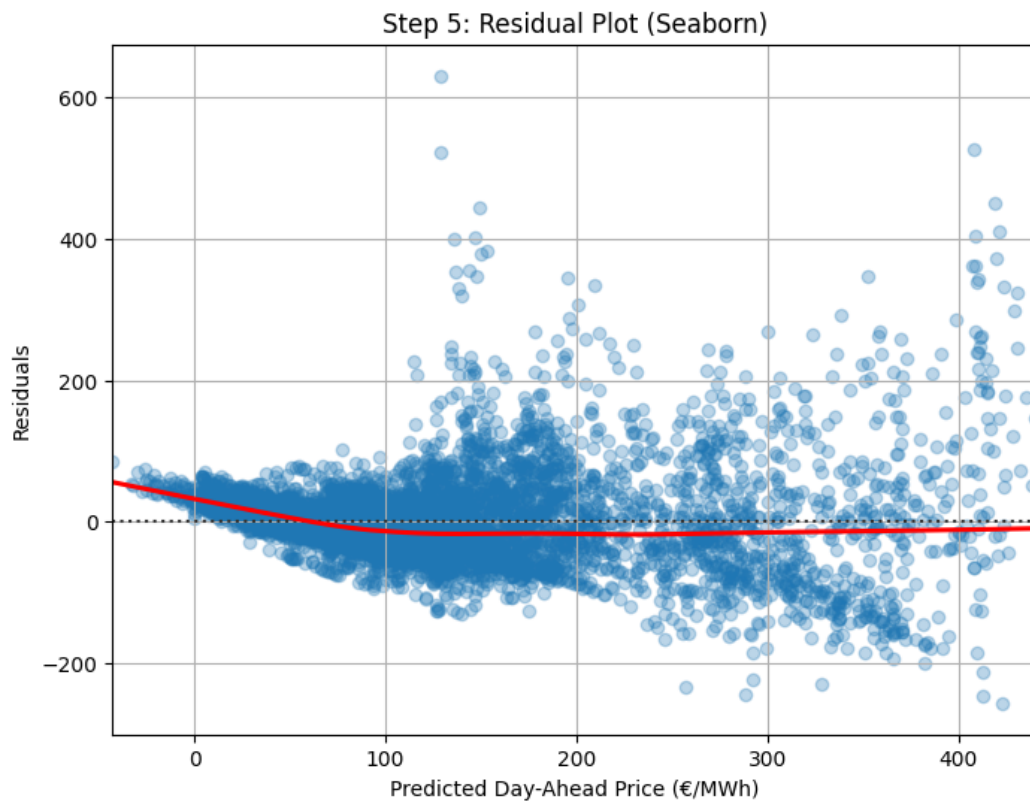
Ανάλυση plots:

- Στο διάγραμμα υπολοίπων (Εικόνα 4.17), η διασπορά εμφανίζεται περισσότερο ομοιόμορφη και συμμετρική γύρω από τη μηδενική τιμή, με ελαφρώς μειωμένη καμυλότητα στην κόκκινη γραμμή LOESS, υποδεικνύοντας καλύτερη ευθυγράμμιση με τη γραμμική υπόθεση.
- Το ιστόγραμμα σφαλμάτων (Εικόνα 4.18) είναι ακόμη πιο αιχμηρό και συμμετρικό γύρω από το μηδέν, υποδηλώνοντας ότι τα περισσότερα λάθη συγκεντρώνονται κοντά σε μικρές τιμές.
- Στην Εικόνα 4.19, η προβλεπόμενη τιμή συνεχίζει να ακολουθεί ικανοποιητικά τη μορφή της πραγματικής τιμής για τα πρώτα 100 δείγματα, με ελαφρώς βελτιωμένη χρονική αντιστοίχιση σε ορισμένες κορυφές.
- Τέλος, το διάγραμμα διασποράς πραγματικών έναντι προβλεπόμενων τιμών (Εικόνα 4.20) δείχνει ακόμα πιο πυκνή συγκέντρωση γύρω από τη διαγώνιο, υποδηλώνοντας σταθερή βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου.

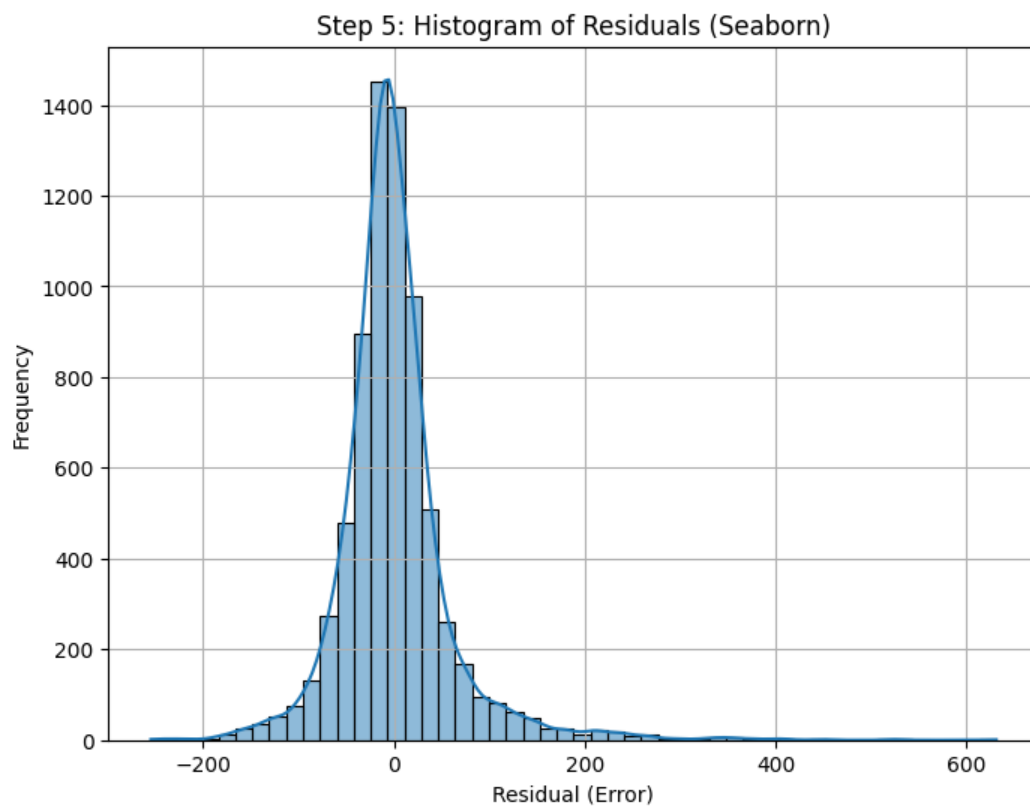
Συμπερασματικά, η προσθήκη εποχικών κατηγοριών και συμβάντων κρίσεων δεν επιφέρει το δραματικό κέρδος του προηγούμενου βήματος, ωστόσο προσφέρει σημαντική λείανση στις προβλέψεις και ενισχύει την ανθεκτικότητα του μοντέλου απέναντι σε εξωτερικές διακυμάνσεις.



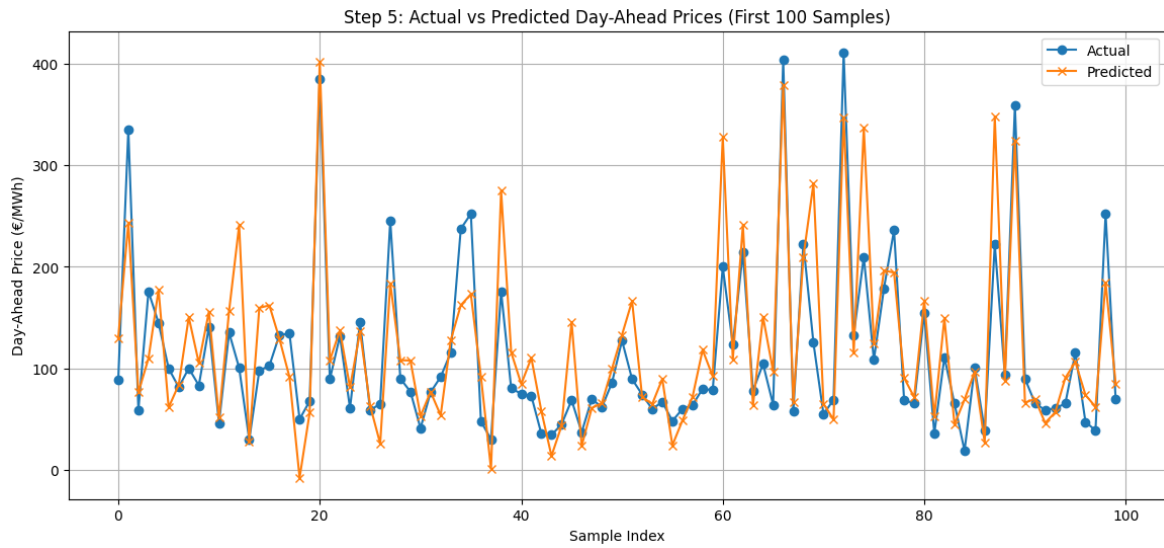
Σχήμα 4.17: Υπόλοιπα έναντι Προβλεπόμενης Τιμής (Residual Plot)



Σχήμα 4.18: Ιστόγραμμα Σφαλμάτων (Residuals Histogram)



Σχήμα 4.19: Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών (Step 5: First 100 Samples)



Σχήμα 4.20: Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών (Seaborn regplot)

4.6 Συγκριτική Ανάλυση

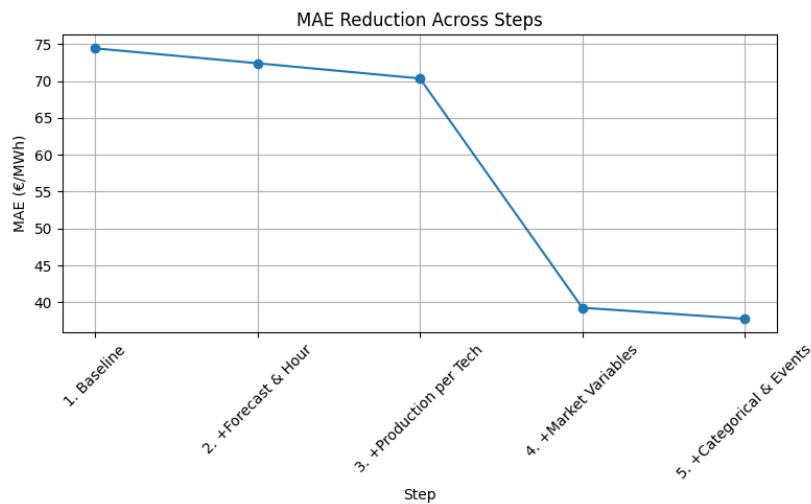
Η συνολική επίδοση της διαδικασίας γραμμικής παλινδρόμησης αξιολογείται μέσω του Πίνακα 4.1, στον οποίο συγκρίνονται οι κύριες μετρικές ακρίβειας πρόβλεψης για κάθε διαδοχικό βήμα εμπλουτισμού χαρακτηριστικών. Παράλληλα, το Διάγραμμα 4.22 απεικονίζει οπτικά τη βελτίωση του σφάλματος (MAE) καθώς προστίθενται πληροφορίες.

Μοντέλο	MAE	RMSE	R ²
Baseline (Load)	74.46	103.46	0.0041
+ Forecast/Hour	72.43	100.93	0.0523
+ Production	70.37	97.76	0.0698
+ Market Vars	39.25	62.06	0.6541
+ Events	37.75	58.96	0.6878

Πίνακας 4.1: Συγκριτικός Πίνακας Απόδοσης Μοντέλων

Όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 4.1, κάθε στάδιο εμπλουτισμού χαρακτηριστικών συνεισφέρει σταδιακά στη βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου. Η πιο σημαντική μείωση στο MAE παρατηρείται στο Βήμα 4, με την εισαγωγή των μεταβλητών αγοράς (τιμές καυσίμων), γεγονός που ενισχύει την υπόθεση ότι οι εξωτερικοί παράγοντες κόστους παίζουν κρίσιμο ρόλο στον καθορισμό της Τιμής Επόμενης Ημέρας.

Η Εικόνα 4.21 απεικονίζει γραφικά την πορεία του MAE κατά τα πέντε διαδοχικά βήματα εμπλουτισμού χαρακτηριστικών. Διαπιστώνεται σταδιακή αλλά σαφής μείωση του σφάλματος, με τελική επίδοση 37.75 €/ΜΩη, η οποία αντιστοιχεί σε μείωση σχεδόν 50% σε σχέση με το αρχικό υπόδειγμα.



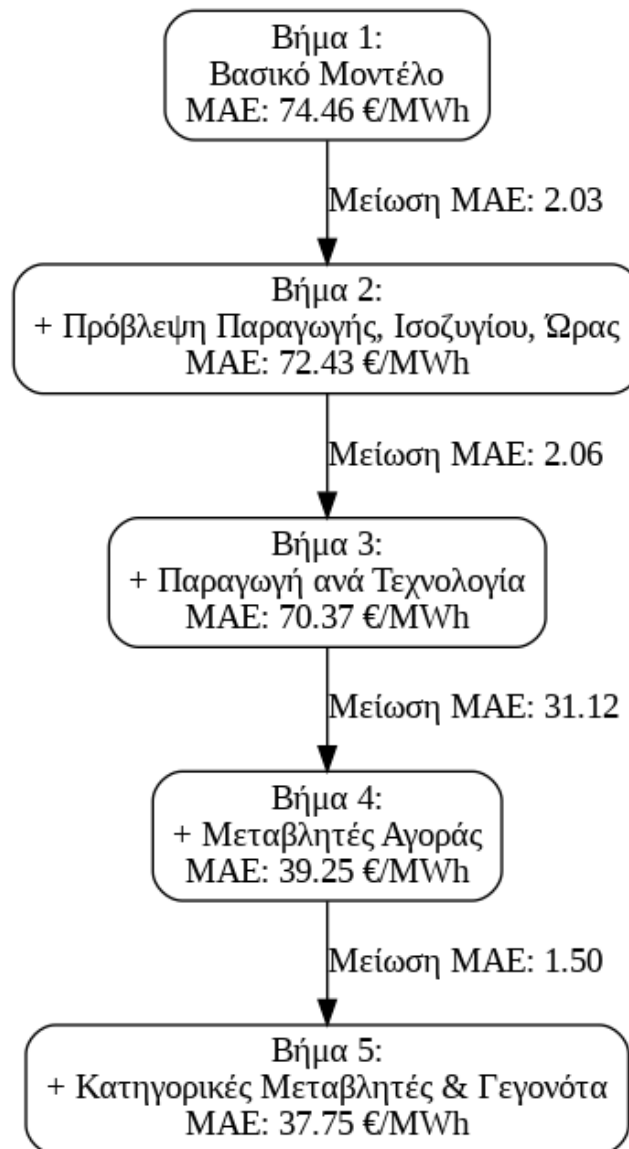
Σχήμα 4.21: Πορεία του MAE κατά τη διαδικασία εμπλουτισμού χαρακτηριστικών

Η Εικόνα 4.22 παρουσιάζει σχηματικά τη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών και τη συμβολή κάθε βήματος στη μείωση του σφάλματος, λειτουργώντας ως εργαλείο συνοπτικής κατανόησης της μεθοδολογίας.

Η σταδιακή ενσωμάτωση χαρακτηριστικών αποκαλύπτει την ιδιαίτερη σημασία των εξωτερικών μεταβλητών κόστους – όπως οι τιμές φυσικού αερίου (TTF) και πετρελαίου (Brent) – που οδηγούν σε δραματική μείωση του σφάλματος. Συγκεκριμένα:

- Το βασικό μοντέλο, που βασίζεται αποκλειστικά στο φορτίο, παρουσιάζει πολύ χαμηλή ερμηνευτική ικανότητα ($R^2 = 0.0041$).
- Η προσθήκη μεταβλητών πρόβλεψης παραγωγής και ώρας φέρνει οριακές βελτιώσεις.
- Η ενσωμάτωση παραγωγής ανά τεχνολογία (ηλιακή, αιολική, υδροηλεκτρική) ενισχύει περαιτέρω το μοντέλο, βελτιώνοντας την ακρίβεια πρόβλεψης και αποτυπώνοντας πιο ρεαλιστικά τη δυναμική προσφοράς.
- Η είσοδος των οικονομικών μεταβλητών μειώνει θεαματικά το MAE κατά περίπου 45%, ενώ το R^2 εκτοξεύεται στο 0.6541.
- Τέλος, τα εποχικά και κρίσιμα γεγονότα προσδίδουν επιπλέον ερμηνευτικότητα, με το R^2 να αγγίζει το 0.69.

Η συνολική πορεία των αποτελεσμάτων υποδεικνύει τη σημασία μιας ολιστικής προσέγγισης στη δόμηση χαρακτηριστικών. Η πληροφορία για την αγορά και το πλαίσιο λειτουργίας του ενεργειακού συστήματος αποδεικνύεται καθοριστική.



Σχήμα 4.22: Εξέλιξη του MAE σε κάθε βήμα εμπλουτισμού χαρακτηριστικών

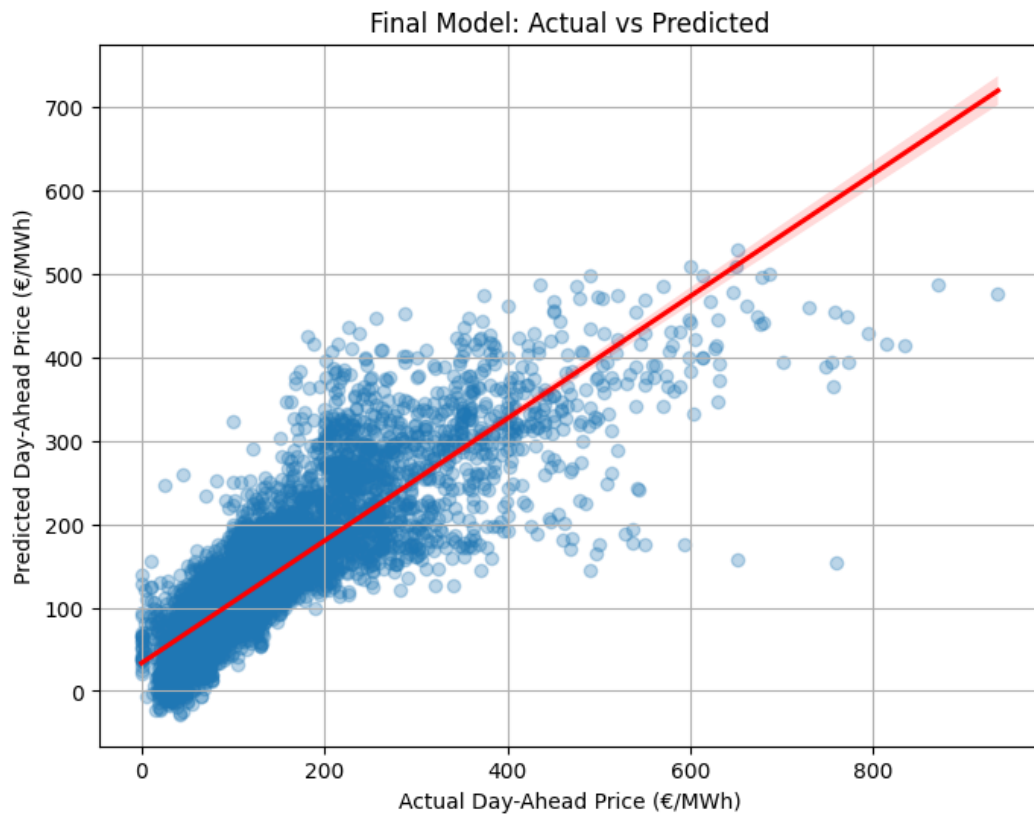
Η Εικόνα 4.22 απεικονίζει τη σταδιακή μείωση του μέσου απόλυτου σφάλματος σε κάθε στάδιο. Η έντονη κάμψη κατά το τέταρτο βήμα επιβεβαιώνει την ιδιαίτερη σημασία της εισαγωγής οικονομικών δεικτών για τη βελτίωση των προβλέψεων στην Αγορά Επόμενης Ημέρας.

4.7 Αντιμετώπιση Ακραίων Τιμών και Τελικό Μοντέλο

Σε αυτό το στάδιο εφαρμόστηκε ο Huber Regressor, ένα μοντέλο που προσφέρει αυξημένη ανθεκτικότητα έναντι ακραίων τιμών (outliers), διατηρώντας τη γραμμική συμπεριφορά για μικρά σφάλματα και μειώνοντας την επίδραση των μεγάλων αποκλίσεων. Παράλληλα, ε-

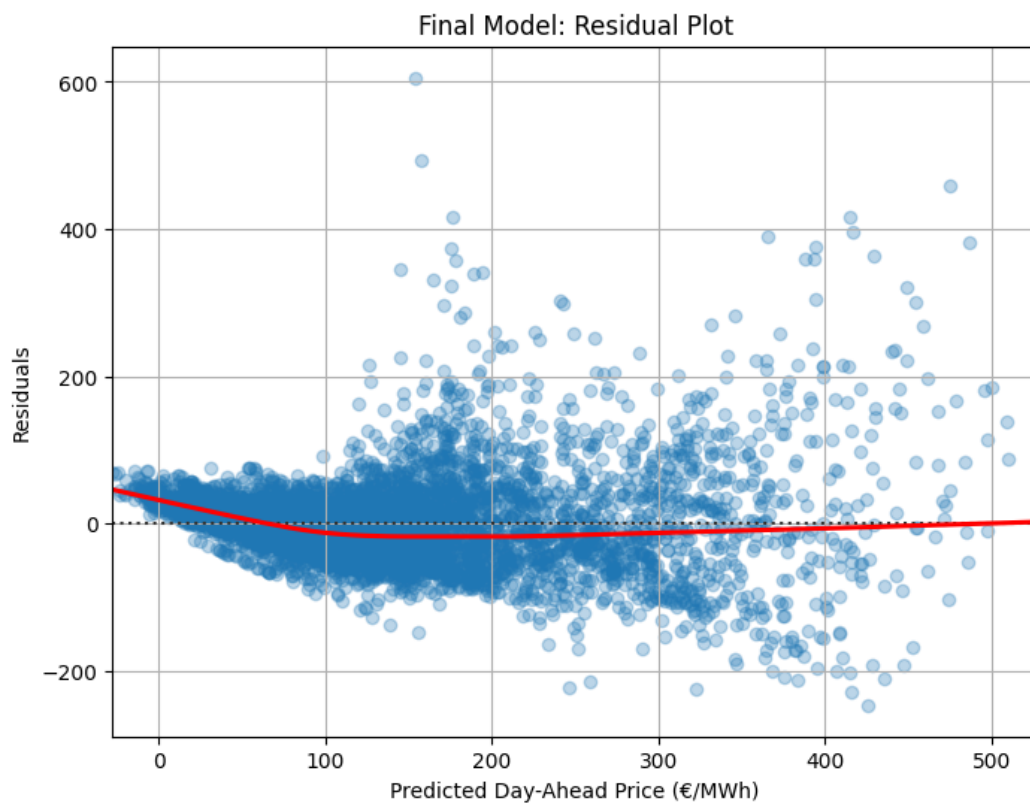
μπλουτίστηκε το σύνολο δεδομένων με interaction terms (π.χ. προϊόντα μεταξύ βασικών μεταβλητών) και binary flags που σχετίζονται με κρίσιμες συνθήκες ή δομικά χαρακτηριστικά της αγοράς.

Αποτελέσματα Τελικού Μοντέλου: $MAE = 35.13 \text{ €/MWh}$, $RMSE = 54.22 \text{ €/MWh}$, $R^2 = 0.7360$, $Adjusted R^2 = 0.7338$



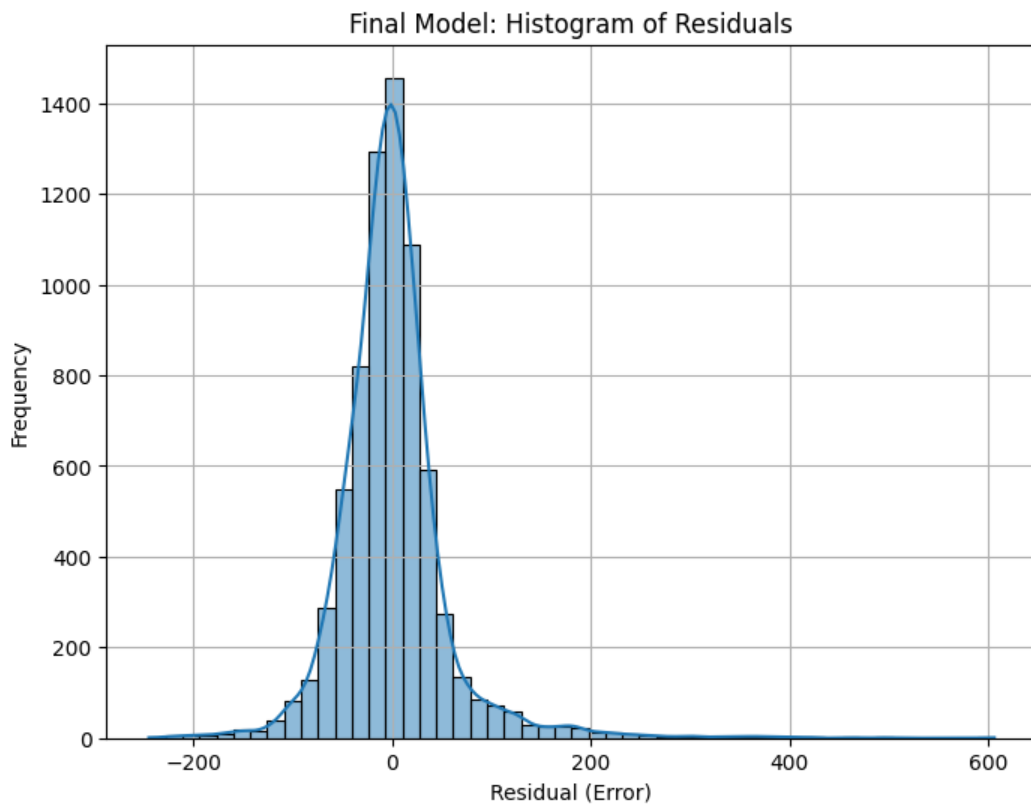
Σχήμα 4.23: Διάγραμμα υπολοίπων – Τελικό Μοντέλο (Residual Plot)

Στο Διάγραμμα 4.23, παρατηρείται σαφής βελτίωση στη διασπορά των υπολοίπων. Η κατανομή είναι περισσότερο συμμετρική γύρω από το μηδέν, με περιορισμένες ακραίες τιμές, γεγονός που υποδεικνύει ότι το μοντέλο είναι πλέον πιο σταθερό σε σχέση με προηγούμενα στάδια.



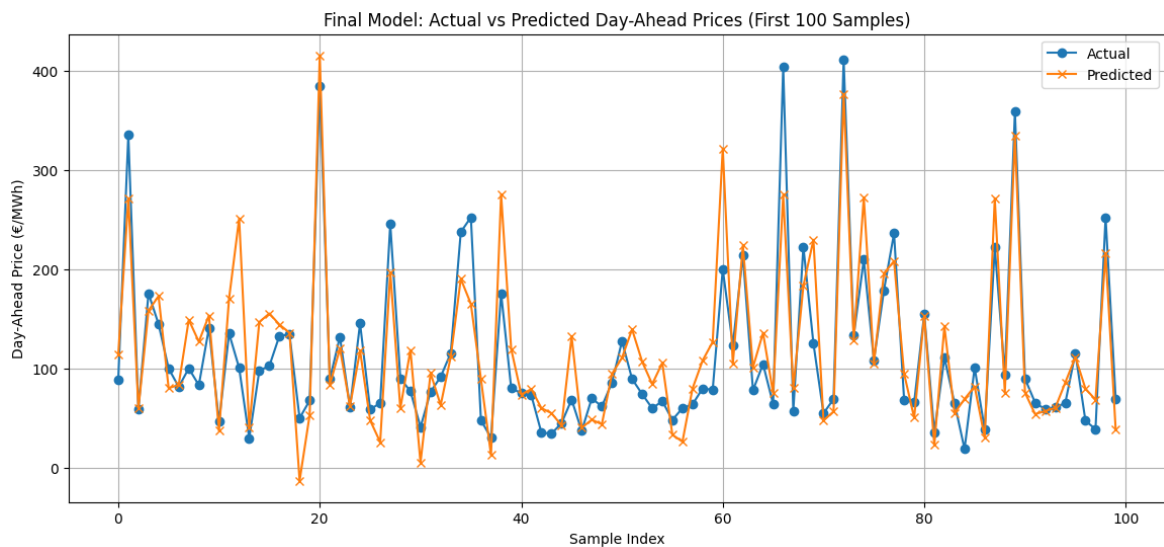
Σχήμα 4.24: Ιστόγραμμα σφαλμάτων – Τελικό Μοντέλο

Το Ιστόγραμμα 4.24 δείχνει μια έντονη συγκέντρωση σφαλμάτων κοντά στο μηδέν, με εμφανώς μικρότερες ουρές σε σχέση με προηγούμενα βήματα. Αυτό αποτελεί ένδειξη περιορισμού της επίδρασης των ακραίων τιμών.



Σχήμα 4.25: Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών – Πρώτα 100 δείγματα

Η σύγκριση πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών (Εικόνα 4.25) επιβεβαιώνει την αυξημένη ακρίβεια του μοντέλου, με τις δύο καμπύλες να παρουσιάζουν πολύ καλή ευθυγράμμιση, ακόμη και στις περιπτώσεις αιχμής.



Σχήμα 4.26: Διάγραμμα πραγματικών-προβλεπόμενων τιμών

Το scatter plot στην Εικόνα 4.26 αποκαλύπτει σχεδόν γραμμική σχέση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών, με το μεγαλύτερο πλήθος σημείων να συγκεντρώνεται

κατά μήκος της διαγωνίου. Το γεγονός αυτό αντανακλά υψηλό βαθμό ακρίβειας στο σύνολο των τιμών, με ιδιαίτερα βελτιωμένη συμπεριφορά στις υψηλές τιμές, όπου προγενέστερα παρατηρούνταν απόκλιση.

Το τελικό μοντέλο παρουσιάζει σημαντική βελτίωση, καθώς ο δείκτης R^2 αγγίζει το 0.7360, το σφάλμα MAE περιορίζεται στα 35.13 €/MWh και το RMSE μειώνεται επίσης σημαντικά. Οι μετασχηματισμοί και η αντιμετώπιση των ακραίων τιμών μέσω Huber Regression αποδείχθηκαν καθοριστικοί για τη βελτίωση της πρόβλεψης.

4.8 Σύγκριση με Random Forest και XGBoost

Για να αξιολογηθεί η επίδοση μη γραμμικών μοντέλων, εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι Random Forest και XGBoost, αξιοποιώντας το τελικό εμπλουτισμένο σύνολο χαρακτηριστικών. Και οι δύο προσεγγίσεις ανέδειξαν σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τη γραμμική παλινδρόμηση, καθώς είναι ικανές να μοντελοποιήσουν πιο σύνθετες σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών.

Random Forest: MAE = 13.32 €/MWh, RMSE = 25.07 €/MWh, $R^2 = 0.9452$

XGBoost: MAE = 13.91 €/MWh, RMSE = 26.84 €/MWh, $R^2 = 0.9372$

Η απόδοση του Random Forest είναι ελαφρώς καλύτερη ως προς το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), ενώ και τα δύο μοντέλα παρουσιάζουν πολύ υψηλό συντελεστή προσδιορισμού (R^2), υποδεικνύοντας εξαιρετική προσαρμογή στα δεδομένα.



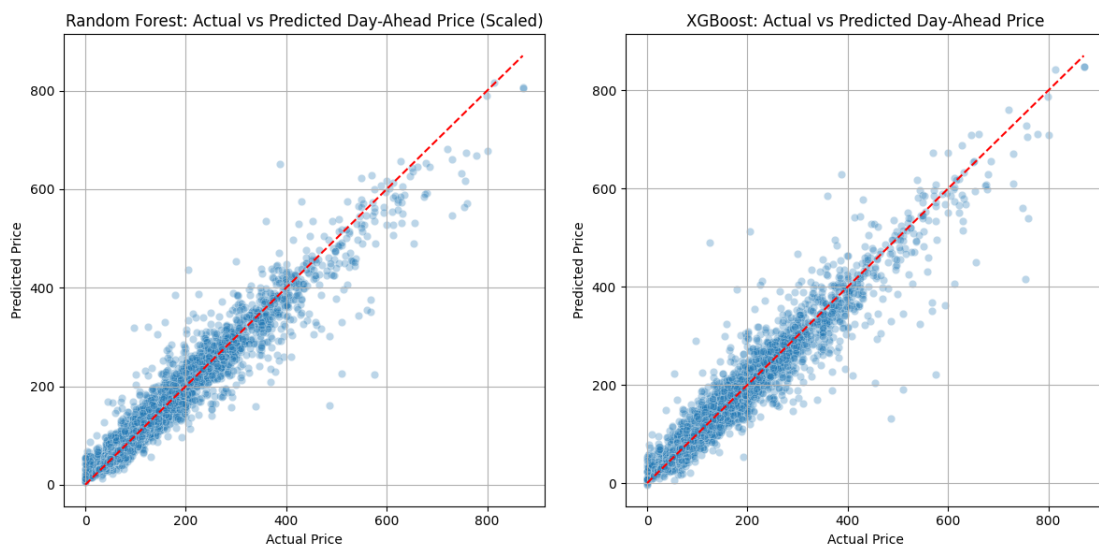
Σχήμα 4.27: Σπουδαιότητα Μεταβλητών – Random Forest και XGBoost

Από τη σύγκριση της σπουδαιότητας μεταβλητών, διαπιστώνεται ότι:

- Ο παράγοντας Gas (τόσο η τρέχουσα τιμή όσο και η τιμή αναφοράς σε €/MWh)

είναι σταθερά πρώτος σε σημασία στο Random Forest.

- Στο XGBoost, εντονότερη επίδραση αποδίδεται σε εποχικούς παράγοντες (μήνες), αλλά και σε συμβάντα, όπως η έναρξη του πολέμου στην Ουκρανία, αποδεικνύοντας την ικανότητα του μοντέλου να ενσωματώνει εξωτερικά φαινόμενα.
- Χαρακτηριστικά όπως η ώρα της ημέρας, η πραγματική παραγωγή και οι τιμές του πετρελαίου (Brent) παραμένουν σημαντικά.



Σχήμα 4.28: Σχέση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών από Random Forest (αριστερά) και XGBoost (δεξιά)

Οι προβλεπόμενες τιμές και από τα δύο μοντέλα ευθυγραμμίζονται σχεδόν απόλυτα με τις πραγματικές, με μικρές αποκλίσεις σε ακραίες τιμές. Το διάγραμμα διάσπαρτων σημείων αποτυπώνει τη γραμμική τάση και την ακρίβεια πρόβλεψης.

Συνολικά, τα μοντέλα μη γραμμικής παλινδρόμησης εμφανίζουν πολύ καλύτερη απόδοση σε σχέση με το γραμμικό μοντέλο, ενώ προσφέρουν και πολύτιμη ερμηνευσιμότητα ως προς τη σχετική σημασία των χαρακτηριστικών, γεγονός κρίσιμο για τη διαχείριση της Ημερήσιας Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας.

Κεφάλαιο 5

Συμπεράσματα και Προτάσεις

5.1 Συνοπτική Επισκόπηση

Η παρούσα εργασία επικεντρώθηκε στην πρόβλεψη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην Day-Ahead Market (DAM) της ελληνικής αγοράς, αναλύοντας τη συσχέτιση μεταξύ τεχνικών, οικονομικών, μετεωρολογικών και ημερολογιακών μεταβλητών. Μέσα από την ενοποίηση δεδομένων από διαφορετικές πηγές και χρονικά διαστήματα, δημιουργήθηκε ένα ενιαίο σύνολο δεδομένων το οποίο αξιοποιήθηκε για την εκπαίδευση και αξιολόγηση μοντέλων πρόβλεψης.

Δοκιμάστηκαν διαφορετικές κατηγορίες μοντέλων, από τη γραμμική παλινδρόμηση έως μεθόδους μηχανικής μάθησης. Η ανάλυση έδειξε ότι τα μοντέλα Random Forest και XGBoost προσέφεραν υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με τα γραμμικά.

Η μεταβλητή Forecast Balance (δηλ. η διαφορά προβλεπόμενης παραγωγής και φορτίου) αποδείχθηκε χρήσιμη για τη διαμόρφωση της τιμής. Αντίστοιχα, οι τιμές φυσικού αερίου TTF και τα ημερολογιακά χαρακτηριστικά (π.χ. ημέρα εβδομάδας) είχαν σημαντική επίδραση. Το φαινόμενο Merit Order Effect αποτυπώθηκε στα δεδομένα με τη μορφή χαμηλότερων τιμών σε ώρες υψηλής παραγωγής από ΑΠΕ (RES).

Η αξιολόγηση των προβλέψεων με μετρικές όπως MAE, RMSE και MAPE ανέδειξε τη χρησιμότητα των μοντέλων για λειτουργικές, εμπορικές και στρατηγικές αποφάσεις, ιδιαίτερα για φορείς όπως ο ΑΔΜΗΕ, οι πάροχοι και οι μεγάλοι καταναλωτές.

5.2 Μελλοντικές Προεκτάσεις

Οι προβλέψεις των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας αναμένεται να διαδραματίσουν ακόμα σημαντικότερο ρόλο στα πλαίσια του εξελισσόμενου ενεργειακού συστήματος, καθώς αυ-

ξάνεται η μεταβλητότητα της αγοράς, η διείσδυση των RES και οι ανάγκες για ευελιξία και αυτοματοποίηση.

Μία κατεύθυνση με ιδιαίτερη προοπτική είναι η ενσωμάτωση των προβλέψεων σε συστήματα Digital Twin, τα οποία επιτρέπουν την αναπαράσταση, παρακολούθηση και βελτιστοποίηση της λειτουργίας ενεργειακών υποδομών σε πραγματικό χρόνο. [14] Η πρόβλεψη τιμών, όταν συνδυάζεται με δεδομένα κατανάλωσης, συντήρησης και κατάστασης εξοπλισμού, μπορεί να βελτιώσει στρατηγικά τη λήψη αποφάσεων σε συστήματα παραγωγής, αποθήκευσης ή και μικροδίκτυα (microgrids).

Η χρήση προβλέψεων μπορεί επίσης να ενισχύσει τις στρατηγικές απόκρισης ζήτησης (demand response) και φορτίου βάσει τιμής (price-responsive demand), οδηγώντας σε έξυπνη διαχείριση ενεργειακών πόρων σε επίπεδο καταναλωτή. Επιπλέον, η πρόβλεψη της DAM δύναται να ενταχθεί σε αυτοματοποιημένες πλατφόρμες υποβολής προσφορών (auto-trading agents), οι οποίες διαμορφώνουν προτάσεις συμμετοχής σε πραγματικό χρόνο [9].

Από επενδυτική σκοπιά, η ενσωμάτωση προβλέψεων τιμής σε μοντέλα χρηματοοικονομικής αποτίμησης (π.χ. NPV, IRR) ενισχύει τη δυνατότητα εκτίμησης ρίσκου και βιωσιμότητας για έργα παραγωγής ή αποθήκευσης. Σε ορισμένες περιπτώσεις, οι προβλέψεις εντάσσονται σε στοχαστικά σενάρια τύπου Monte Carlo, για την αξιολόγηση κινδύνου, ενισχύοντας με μεγαλύτερη ακρίβεια τη λήψη αποφάσεων σε αγορές υπό αβεβαιότητα [9].

Τέλος, η έρευνα κινείται προς την ανάπτυξη υβριδικών μοντέλων πρόβλεψης που συνδυάζουν διαφορετικές χρονικές κλίμακες, τύπους δεδομένων (π.χ. τιμές, καιρός, φορτίο, καύσιμα) και μεθόδους (π.χ. Deep Learning με προεπεξεργασία μέσω Wavelets, ή με βελτιστοποίηση παραμέτρων). Τέτοια μοντέλα προσφέρουν αυξημένη ακρίβεια, προσαρμοστικότητα και ανθεκτικότητα σε περίπλοκα περιβάλλοντα, όπως αγορές με υψηλό ποσοστό ΑΠΕ ή συχνές κρίσεις [9].

Η σύνδεση των προβλέψεων με πραγματικά εργαλεία υποστήριξης αποφάσεων και η αξιοποίησή τους από διαχειριστές, παραγωγούς και καταναλωτές αποτελεί κρίσιμο βήμα για τη μετάβαση σε ένα πιο αποδοτικό και ευφυές ενεργειακό σύστημα.

5.3 Διαθεσιμότητα Κώδικα και Δεδομένων

Για σκοπούς αναπαραγωγής και περαιτέρω αξιοποίησης, το πλήρες υλικό (δεδομένα, κώδικας, μοντέλα πρόβλεψης) είναι διαθέσιμο δημόσια στο ακόλουθο GitHub αποθετήριο:

<https://github.com/sgatou/electricity-price-forecasting-greece>

Κατάλογος Συντομογραφιών

Αρκτικόλεξα	Περιγραφή
AΔMHE	Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας
PAAEY	Ρυθμιστική Αρχή Αποβλήτων, Ενέργειας και Υδάτων
ACER	Agency for the Cooperation of Energy Regulators
ANN	Artificial Neural Networks
API	Application Programming Interface
ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average
CNN	Convolutional Neural Network
DAM	Day-Ahead Market
DL	Deep Learning
EUPHEMIA	Pan-European Hybrid Electricity Market Integration Algorithm
GARCH	Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity
GEFCom	Global Energy Forecasting Competition
GRU	Gated Recurrent Unit
HEEnEx	Hellenic Energy Exchange
IRR	Internal Rate of Return
kNN	k-Nearest Neighbors
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Mean Absolute Error
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
MCP	Market Clearing Price
ML	Machine Learning
NEMO	Nominated Electricity Market Operator
NPV	Net Present Value
PSO	Particle Swarm Optimization
RES	Renewable Energy Sources
RMSE	Root Mean Squared Error
RNN	Recurrent Neural Network
SARIMA	Seasonal ARIMA
SDAC	Single Day-Ahead Coupling
SVR	Support Vector Regression
TSO	Transmission System Operator
TTF	Title Transfer Facility — Virtual trading point for natural gas in the Netherlands
VAR	Vector AutoRegression
XGBoost	Extreme Gradient Boosting

Πίνακας 1: Αρκτικόλεξα

Κατάλογος Σχημάτων

1.1	Δομή της Ελληνικής Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (Πηγή: ΑΔΜΗΕ, [1])	3
3.1	Σύγκριση Προβλεπόμενου και Πραγματικού Φορτίου.	13
3.2	Χρονοσειρά της μεταβλητής Forecast Balance (Forecast Generation – Forecast Load).	13
3.3	Μέσο φορτίο ανά ημέρα εβδομάδας.	14
3.4	Μέσο φορτίο ανά μήνα.	14
3.5	Χρονοσειρές θερμοκρασίας, ηλιακής ακτινοβολίας και ταχύτητας ανέμου, μέσω του Open-Meteo API.	15
3.6	Σύγκριση τιμών ηλεκτρικής ενέργειας (Day-Ahead), φυσικού αερίου (TTF) και πετρελαίου Brent.	16
3.7	Σχέση μεταξύ Πραγματικού Φορτίου και Θερμοκρασίας.	19
3.8	Χρονική Εξέλιξη Τιμής Day-Ahead και Σημαντικά Γεγονότα Κρίσεων . .	20
3.9	Κατανομές των βασικών μεταβλητών: Forecast Load, Forecast Generation, Day-Ahead Price, TTF Gas Price.	21
3.10	Διαγράμματα Boxplot για τις βασικές μεταβλητές, με εμφανή την ύπαρξη ακραίων τιμών.	21
3.11	Αποσύνθεση της ημερήσιας χρονοσειράς φορτίου σε τάση, εποχικότητα και υπολείμματα (2019–2024).	22
3.12	Αποσύνθεση της Χρονοσειράς Τιμής Day-Ahead σε Τάση, Εποχικότητα και Υπολείμματα.	23
3.13	Χάρτης Συσχέτισης Μεταβλητών (Pearson)	24
4.1	Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) για το baseline μοντέλο.	27
4.2	Ιστόγραμμα υπολοίπων (Residual Histogram) για το baseline μοντέλο. .	28
4.3	Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας (πρώτα 100 δείγματα).	29
4.4	Προβλεπόμενες έναντι Πραγματικών Τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας. . .	29
4.5	Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) – Βήμα 2.	31
4.6	Ιστόγραμμα υπολοίπων – Βήμα 2.	32
4.7	Πραγματικές και Προβλεπόμενες Τιμές Αγοράς Επόμενης Ημέρας (πρώτα 100 δείγματα) – Βήμα 2.	33
4.8	Προβλεπόμενες έναντι Πραγματικών Τιμών – Βήμα 2.	33

4.9	Διάγραμμα υπολοίπων (Residual Plot) – Βήμα 3.	35
4.10	Ιστόγραμμα υπολοίπων (Histogram of Residuals) – Βήμα 3.	36
4.11	Πραγματικές και προβλεπόμενες τιμές Αγοράς Επόμενης Ημέρας(πρώτα 100 δείγματα) – Βήμα 3.	37
4.12	Προβλεπόμενες έναντι πραγματικών τιμών Αγοράς Επόμενης Ημέρας – Βήμα 3.	38
4.13	Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών (Step 4: First 100 Samples)	40
4.14	Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών (Seaborn regplot)	41
4.15	Υπόλοιπα έναντι Προβλεπόμενης Τιμής (Residual Plot)	41
4.16	Ιστόγραμμα Σφαλμάτων (Residuals Histogram)	42
4.17	Υπόλοιπα έναντι Προβλεπόμενης Τιμής (Residual Plot)	43
4.18	Ιστόγραμμα Σφαλμάτων (Residuals Histogram)	44
4.19	Σύγκριση Πραγματικών και Προβλεπόμενων Τιμών (Step 5: First 100 Samples)	44
4.20	Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών (Seaborn regplot)	45
4.21	Πορεία του MAE κατά τη διαδικασία εμπλουτισμού χαρακτηριστικών	46
4.22	Εξέλιξη του MAE σε κάθε βήμα εμπλουτισμού χαρακτηριστικών	47
4.23	Διάγραμμα υπολοίπων – Τελικό Μοντέλο (Residual Plot)	48
4.24	Ιστόγραμμα σφαλμάτων – Τελικό Μοντέλο	49
4.25	Πραγματικές έναντι Προβλεπόμενων Τιμών – Πρώτα 100 δείγματα	50
4.26	Διάγραμμα πραγματικών-προβλεπόμενων τιμών	50
4.27	Σπουδαιότητα Μεταβλητών – Random Forest και XGBoost	51
4.28	Σχέση μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών από Random Forest (αριστερά) και XGBoost (δεξιά)	52

Κατάλογος Πινάκων

2.1	Κατηγοριοποίηση μεθόδων πρόβλεψης τιμής στην Αγορά Επόμενης Ημέρας	9
3.1	Περιγραφική στατιστική επιλεγμένων μεταβλητών του τελικού δατασετ. .	20
3.2	Παράδειγμα one-hot encoding για τη μεταβλητή Day_of_Week	25
4.1	Συγκριτικός Πίνακας Απόδοσης Μοντέλων	45
1	Αρχιλόγεζα	56

Βιβλιογραφία

- [1] IPTO, ‘Επίσημος Ιστότοπος ΑΔΜΗΕ,’ <https://www.admie.gr>.
- [2] Hellenic Energy Exchange (HEEnEx), ‘Επίσημος Ιστότοπος HEEnEx,’ <https://www.enexgroup.gr>.
- [3] Υπουργείο Περιβάλλοντος και Ενέργειας της Ισπανίας, ‘Παρουσίαση της έκθεσης της Επιτροπής Ανάλυσης της Ηλεκτρικής Κρίσης στην Ιβηρική (Απρίλιος 2025),’ <https://www.miteco.gob.es/fr/prensa/ultimas-noticias/2025/junio/se-presenta-el-informe-del-comite-de-analisis-de-la-crisis-elect.html>.
- [4] ΠΑΑΕΥ, ‘Υπόμνημα για την Εξέλιξη της Ελληνικής Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας και τις Αναγκαίες Θεσμικές Μεταρρυθμίσεις,’ Ρυθμιστική Αρχή Αποβλήτων, Ενέργειας και Υδάτων, 2022, https://www.raaey.gr/energeia/wp-content/uploads/2022/05/ypomnhma_RAE.pdf.
- [5] Weron, Rafał, ‘Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future,’ *International Journal of Forecasting*, 2014.
- [6] ENTSO-E, ‘Single Day-Ahead Coupling (SDAC) - Euphemia Algorithm,’ https://www.entsoe.eu/network_codes/cacm/implementation/sdac/, 2023.
- [7] Kyriaki Tselika, Maria Tselika and Elias Demetriades, ‘Quantifying the short-term asymmetric effects of renewable energy on the electricity merit-order curve,’ *Energy Economics*, 2024.
- [8] Halužan, Marko and Verbič, Miroslav and Zorić, Jelena, ‘Performance of alternative electricity price forecasting methods: Findings from the Greek and Hungarian power exchanges,’ *Applied Energy*, 2020.
- [9] Lago, Jesus and Marcjasz, Grzegorz and De Schutter, Bart and Weron, Rafał, ‘Forecasting day-ahead electricity prices: A review of state-of-the-art algorithms, best practices and an open-access benchmark,’ *Applied Energy*, 2021.

- [10] Delarue, Erik D and Van Den Bosch, Pieterjan and D’haeseleer, William, ‘Effect of the accuracy of price forecasting on profit in a price-based unit commitment,’ *Electric Power Systems Research*, 2010.
- [11] Zareipour, Hamidreza and Bhattacharya, Kankar and Canizares, Claudio A, ‘Economic impact of electricity market price forecasting errors: A demand-side analysis,’ *IEEE Transactions on Power Systems*, 2009.
- [12] ENTSO-E, ‘Transparency Platform,’ <https://transparency.entsoe.eu>.
- [13] Mukhia, Suresh Kumar and Ahmed, Usman, *Hands-On Exploratory Data Analysis with Python*. Birmingham–Mumbai: Packt Publishing, 2020.
- [14] Diakakis, S. and Zlatev, P. and Palov, N. and Maris, T.I. and Santas, A. and Papadimitriou, M., ‘A Review of Interoperability Challenges and Solutions Towards a Digital Twin of the European Electricity Grid.’ IEEE, 2024.