



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΜΕΤΑΛΛΕΙΩΝ – ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΜΕΤΑΛΛΕΥΤΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

**Ανάλυση χρονοσειράς της Αγοράς Επόμενης Ημέρας με
χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης**



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΗΛΙΑΣ ΘΕΟΔΩΡΙΔΗΣ

Επιβλέπων καθηγητής:

Δημήτριος Δαμίγος, καθηγητής Ε.Μ.Π.

ΑΘΗΝΑ, ΙΟΥΛΙΟΣ 2023

**Ανάλυση χρονοσειράς της Αγοράς Επόμενης Ημέρας με
χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης**

Διπλωματική Εργασία

Ηλίας Θεοδορίδης

Εγκρίθηκε από την τριμελή επιτροπή στις/...../.....

Δημήτριος Δαμίγος, Καθηγητής Ε.Μ.Π (Επιβλέπων)..... (Υπογραφή)

Βασίλης Γαγάνης, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π (Μέλος)..... (Υπογραφή)

Αντώνης Πέππας, Επίκ. Καθηγητής Ε.Μ.Π (Μέλος)..... (Υπογραφή)

ΑΘΗΝΑ

ΙΟΥΛΙΟΣ 2023

Copyright © Ηλίας Θεοδωρίδης, Ιούλιος 2023

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

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

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Δημήτριο Δαμίγο, για την βοήθεια που μου παρείχε ώστε να φέρω εις πέρας την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υποψήφιο διδάκτορα Κωνσταντίνο Οικονόμου για την πολύτιμη βοήθεια που μου παρείχε τόσο για την κατανόηση των μοντέλων, όσο και για την εφαρμογή τους μέσω της Python.

“All models are wrong, but some are useful.”

George E.P. Box

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα εργασία ερευνάται η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα και συγκεκριμένα, στην αγορά επόμενης ημέρας. Αρχικά, εξιστορείται ο τρόπος με τον οποίο ξεκίνησε η αγορά και έπειτα, δίνεται έμφαση στον σημερινό τρόπο λειτουργίας της ενώ παράλληλα, παρουσιάζονται οι βασικοί οργανισμοί που απαρτίζουν τόσο το χρηματιστήριο ενέργειας όσο και την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας συνολικά. Στην συνέχεια, παρουσιάζεται η θεωρία της ανάλυσης των χρονοσειρών και τα βασικά χαρακτηριστικά που εμφανίζουν, όπως και ο έλεγχος της στασιμότητας και η διάφοροι τρόποι μετασχηματισμού των μη στάσιμων χρονοσειρών. Έπειτα, αναλύονται τα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία και τα κριτήρια αξιολόγησης τους. Ενώ παράλληλα γίνεται αναφορά στην μέθοδο cross validation. Συγκεκριμένα, έγινε χρήση του αφελούς μοντέλου, του μοντέλου ARIMA, του μοντέλου AutoARIMA, της εκθετικής εξομάλυνσης και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τέλος, παρουσιάζονται τα δεδομένα αναλυμένα σε ωριαία, ημερήσια και εβδομαδιαία βάση ενώ παράλληλα, πραγματοποιείται η εφαρμογή των μοντέλων και η αξιολόγηση αυτών και των καταλοίπων τους.

ABSTRACT

In this paper, the prediction of the electricity prices in the Greek day-ahead market is investigated. First, the paper discusses the origins of the market and then focuses on its current operational mode. At the same time, it examines the main organizations that comprise both the energy exchange and the electricity market. The paper then presents the theory of time series analysis, highlighting their key characteristics. It also explores methods for transforming non-stationary time series and achieving stationarity. Then, the paper analyzes the prediction models being used in this study, along with their evaluation criteria. It also makes reference to the cross-validation method. Specifically, the paper examines the performance of the Naive model, the ARIMA model, the AutoARIMA model, the Exponential Smoothing model, and the Artificial Neural Networks. Furthermore, the paper presents the analysis of the data on an hourly, daily, and weekly basis. It describes the implementation of the models and evaluates their performance, including an assessment of the residuals.

ΚΑΤΑΛΟΓΩΝ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	i
ABSTRACT	ii
1. Η ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ	1
1.1. Ιστορική αναδρομή.....	1
1.2. Το μοντέλο της απελευθερωμένης αγοράς ενέργειας.....	3
1.2.1. Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας.....	4
1.2.2. Διαχειριστής Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	5
1.2.3. Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας	5
1.2.4. Διαχειριστής Ελληνικού Δικτύου Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	5
1.2.5. Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας	6
1.2.6. Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός.....	6
1.2.7. Οριακή Τιμή Συστήματος	7
1.3. Η Ολοκλήρωση της Απελευθέρωσης της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	7
1.4. Το χρηματιστήριο ενέργειας	9
1.4.1. Ενεργειακή Χρηματοπιστωτική Αγορά.....	9
1.4.2. Αγορά Επόμενης Ημέρας.....	10
1.4.3. Ενδοημερήσια Αγορά.....	10
1.4.4. Αγορά Εξισορρόπησης	10
1.4.5. Τρόπος λειτουργίας της ελληνικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.....	11
1.5. Μορφές Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας	13
2. ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ	15
2.1. Εισαγωγή.....	15
2.2. Ανάλυση χρονοσειρών.....	15
2.2.1. Βασικά χαρακτηριστικά.....	15
2.2.2. Στασιμότητα.....	16
2.2.3. Αυτοσυσχέτιση χρονοσειράς.....	16
2.2.4. Λευκός θόρυβος.....	16
2.2.5. Εκτίμηση αυτοσυσχέτισης.....	17
2.2.6. Έλεγχος στασιμότητας.....	18
2.2.6.1. Έλεγχος με διαγραμματική μέθοδο	18
2.2.6.2. Έλεγχος με στατιστική μέθοδο.....	19
2.2.7. Μετασχηματισμός μη στάσιμης χρονοσειράς	20
2.3. Πρόβλεψη χρονοσειρών	21
2.3.1. Μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών	22
2.3.1.1. Απλά μοντέλα πρόβλεψης.....	23

2.3.1.1.1.	Αφελές μοντέλο.....	23
2.3.1.1.2.	Εποχικό αφελές μοντέλο	23
2.3.1.1.3.	Αφελές μοντέλο μέσου	23
2.3.1.1.4.	Μέθοδος drift.....	24
2.3.1.2.	Μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης.....	24
2.3.1.2.1.	Απλή εκθετική εξομάλυνση	24
2.3.1.2.2.	Διπλή εκθετική εξομάλυνση	25
2.3.1.2.3.	Τριπλή εκθετική εξομάλυνση.....	26
2.3.1.3.	Ολοκληρωμένα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου όρου	29
2.3.1.3.1.	Μερική αυτοσυσχέτιση	31
2.3.1.3.2.	Αυτοπαλίνδρομα μοντέλα	31
2.3.1.3.3.	Μοντέλα κινητού μέσου	32
2.3.1.3.4.	Μοντέλα ARMA	32
2.3.1.3.5.	Μοντέλα ARIMA.....	33
2.3.1.3.6.	Εποχικά ολοκληρωμένα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου ...	34
2.3.1.3.7.	Μοντέλα AutoARIMA	34
2.3.1.4.	Στρατηγική δημιουργίας μοντέλου	34
2.3.1.5.	Κριτήρια επιλογής μοντέλου	36
2.3.1.6.	Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα	37
2.3.1.6.1.	Αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων	39
2.3.1.6.2.	Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	41
2.3.1.6.3.	Πρόβλεψη με χρήση νευρωνικών δικτύων	46
2.3.2.	Μέθοδος cross validation.....	46
2.3.3.	Κριτήρια αξιολόγησης μοντέλου	48
2.3.3.1.	Μέσο τετραγωνικό σφάλμα.....	48
2.3.3.2.	Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.....	49
2.3.3.3.	Μέσο απόλυτο σφάλμα.....	49
2.3.3.4.	Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα.....	49
2.3.3.5.	Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα	50
3.	ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	51
3.1.	Ανάλυση δεδομένων	52
3.2.	Εφαρμογή μοντέλων πρόβλεψης.....	54
3.2.1.	Πρόβλεψη σε ωριαία βάση	55
3.2.1.1.	Εποχικό αφελές μοντέλο σε ωριαία βάση.....	56
3.2.1.2.	ARIMA μοντέλο σε ωριαία βάση.....	57
3.2.1.3.	AutoARIMA μοντέλο σε ωριαία βάση	60

3.2.1.4.	Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση.....	62
3.2.1.5.	Νευρωνικά δίκτυα σε ωριαία βάση	64
3.2.1.6.	Συνδυασμός μοντέλων σε ωριαία βάση.....	66
3.2.2.	Πρόβλεψη σε ημερήσια βάση	67
3.2.2.1.	Εποχικό αφελές μοντέλο σε ημερήσια βάση.....	67
3.2.2.2.	ARIMA μοντέλο σε ημερήσια βάση.....	69
3.2.2.3.	AutoARIMA μοντέλο σε ημερήσια βάση	72
3.2.2.4.	Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση	74
3.2.2.5.	Νευρωνικά δίκτυα σε ημερήσια βάση	75
3.2.2.6.	Συνδυασμός μοντέλων σε ημερήσια βάση	77
3.2.3.	Πρόβλεψη σε εβδομαδιαία βάση.....	78
3.2.3.1.	Αφελές μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση	78
3.2.3.2.	ARIMA μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση	80
3.2.3.3.	AutoARIMA μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση.....	82
3.2.3.4.	Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση	84
3.2.3.5.	Νευρωνικά δίκτυα σε εβδομαδιαία βάση.....	85
3.2.3.6.	Συνδυασμός μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση	87
3.2.4.	Αποτελέσματα προβλέψεων	88
4.	Συμπεράσματα.....	92
	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	94
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	99

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Διάγραμμα προσδιορισμού οριακής τιμής συστήματος. Πηγή: (Μπακιρτζής, 2009)	7
Εικόνα 2 : Λειτουργία του ελληνικού χρηματιστηρίου ενέργειας. Πηγή: (Φιλιπποπούλου, 2019)	13
Εικόνα 3: Ενεργειακό μείγμα Ελλάδος 1/11/2021 – 28/2/2023. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	14
Εικόνα 4: Διάγραμμα συνάρτησης δειγματικής αυτοσυσχέτισης ACF στάσιμης χρονοσειράς. Πηγή: (Brockwell & Davis, 2002)	18
Εικόνα 5: Διάγραμμα συνάρτησης δειγματικής αυτοσυσχέτισης μη-στάσιμης χρονοσειράς με τάση και εποχικότητα. Πηγή: (Brockwell & Davis, 2002)	19
Εικόνα 6: Διάγραμμα ροής μοντέλου ARIMA. Πηγή: (Gokcekus κ.ά., 2023)	30
Εικόνα 7: Αναπαράσταση νευρώνα. Πηγή: (university of California, 2018)	37
Εικόνα 8:Αναπαράσταση μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Πηγή: (Πλεύρου, 2012)	38
Εικόνα 9: Διάγραμμα δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου. Πηγή: (Eliasy & Przychodzen, 2020)	40
Εικόνα 10: Διάγραμμα δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων. Πηγή: (Mohanty, 2019)	41
Εικόνα 11: Η διαδικασία Back propagation. Πηγή: (Mendel & McLaren, 1970)	42
Εικόνα 12: Διάγραμμα train και test δεδομένων με την μέθοδο cross validation. Πηγή: (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)	47
Εικόνα 13: Διάγραμμα cross validation για τέσσερα βήματα μπροστά. Πηγή: (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)	48
Εικόνα 14: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	52
Εικόνα 15: Ιστόγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	52
Εικόνα 16: βασικά στατιστικά στοιχεία των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	53
Εικόνα 17: : Διαγράμματα Boxplot και lineplot τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	54
Εικόνα 18: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε ωριαία βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	56
Εικόνα 19: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	56
Εικόνα 20: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	57
Εικόνα 21: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	58
Εικόνα 22: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	59
Εικόνα 23: διάγραμμα προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	60
Εικόνα 24: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	61
Εικόνα 25: διάγραμμα προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	62

Εικόνα 26: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	63
Εικόνα 27: διάγραμμα προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	64
Εικόνα 28: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	65
Εικόνα 29: διάγραμμα προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	65
Εικόνα 30: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	66
Εικόνα 31: Διάγραμμα προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	67
Εικόνα 32: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε ημερήσια βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	67
Εικόνα 33: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	68
Εικόνα 34: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	69
Εικόνα 35: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	70
Εικόνα 36: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	71
Εικόνα 37: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	72
Εικόνα 38: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	73
Εικόνα 39: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	74
Εικόνα 40: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	74
Εικόνα 41: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	75
Εικόνα 42: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	76
Εικόνα 43: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	76
Εικόνα 44: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	77
Εικόνα 45: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	78
Εικόνα 46: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε εβδομαδιαία βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	78
Εικόνα 47: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων αφελούς μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	79
Εικόνα 48: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων αφελούς μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	79

Εικόνα 49: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	80
Εικόνα 50: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	81
Εικόνα 51: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	82
Εικόνα 52: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	83
Εικόνα 53: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	83
Εικόνα 54: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	84
Εικόνα 55: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	85
Εικόνα 56: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.....	86
Εικόνα 57: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	86
Εικόνα 58: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	87
Εικόνα 59: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	88
Εικόνα 60: Πίνακας αξιολόγησης εφαρμογής των μοντέλων στα ωριαία δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	88
Εικόνα 61: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα ωριαία δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 βήματα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	89
Εικόνα 62: Πίνακας αξιολόγησης εφαρμογής των μοντέλων στα ημερήσια δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	89
Εικόνα 63: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα ημερήσια δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 βήματα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	90
Εικόνα 64: Πίνακας αξιολόγησης προσαρμογής των μοντέλων στα εβδομαδιαία δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	90
Εικόνα 65: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα εβδομαδιαία δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 βήματα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.	91

1. Η ΑΓΟΡΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

1.1. Ιστορική αναδρομή

Η ηλεκτρική ενέργεια πρωτοεμφανίστηκε στην Ελλάδα το 1889, όταν η «Γενική Εταιρία Εργοληψιών» (Γ.Ε.Ε.), ανέλαβε την κατασκευή της πρώτης ηλεκτροπαραγωγικής μονάδας

στην Αθήνα, στην οδό Αριστείδου (Παντελάκης, 1991). Πρώτα φωταγωγήθηκαν τα ανάκτορα, και έπειτα ακολούθησε το ιστορικό κέντρο της πρωτεύουσας. Η τιμή οριζόταν ελεύθερα προς τους ιδιώτες, όμως προς την δημόσια χρήση παρεχόταν με έκπτωση 20% στην ελάχιστη τιμή της ιδιωτικής κατανάλωσης. Το ίδιο έτος, η Βέλγικη εταιρία «Εταιρία Τροχιάδρων και Ηλεκτροφωτισμού Θεσσαλονίκης» ανέλαβε, από τις τούρκικες αρχές, την ηλεκτροδότηση της τουρκοκρατούμενης Θεσσαλονίκης, με την κατασκευή εργοστασίου παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας (Τζήμου, 2013). Η άδεια που χορηγήθηκε στην Γ.Ε.Ε. για την παραγωγή του ηλεκτρισμού δεν είχε την ισχύ αποκλειστικού προνομίου. Με αυτόν τον τρόπο, η Ελληνική κυβέρνηση εξακολουθούσε να διατηρεί το δικαίωμα χορήγησης όμοιων αδειών σε άλλες ηλεκτρικές εταιρίες που πιθανόν να ιδρύονταν στο μέλλον. Έτσι, 10 χρόνια αργότερα, ο αμερικάνικος Όμιλος «Thomson-Houston» με την συμμετοχή της Εθνικής Τράπεζας και της Γενικής Εταιρίας Εργοληψιών (η οποία προέβη σε πώληση των εγκαταστάσεων της στον Όμιλο), ίδρυσε την «Ελληνική Ηλεκτρική Εταιρία» (Ε.Η.Ε.), η οποία ηλεκτροδότησε μεγάλες Ελληνικές πόλεις (Κίνηση Ενεργοί Πολίτες, 2014). Τέλος, την ηλεκτροδότηση απόμακρων περιοχών ανέλαβαν ιδιώτες ή δημοτικές και κοινοτικές αρχές κατασκευάζοντας μικρά εργοστάσια μιας και ήταν ασύμφορο για τις μεγάλες εταιρίες, ενώ η τιμολόγηση του ρεύματος καθοριζόταν πλέον με τιμολόγια παρόμοιων έργων στην Ευρώπη.

Στις αρχές του 20^{ου} αιώνα, ορίστηκε ανώτατη τιμή πώλησης με σκοπό τον περιορισμό της αισχροκέρδειας, μιας και η διάθεση της ηλεκτρικής ενέργειας ήταν σχεδόν μονοπωλιακή. Με αυτόν τον τρόπο, επεκτάθηκε η κατανάλωση και σε άλλες χρήσεις ενώ παράλληλα ενισχύθηκε η ανάπτυξη ηλεκτρικής βιομηχανίας συνολικά (Παντελάκης, 1991). Ωστόσο, με την έναρξη των Βαλκανικών Πολέμων και του Α' Παγκοσμίου πολέμου το σκηνικό άλλαξε. Η μείωση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας συναρτήσκει της αύξησης της τιμής της πρώτης ύλης και της έλλειψης

ρευστότητας, επηρέασε την Ελληνική Ηλεκτρική Εταιρία, η οποία αδυνατούσε να ανταπεξέλθει στις υποχρεώσεις της. Έτσι, η κρατική παρέμβαση κρίθηκε αναπόφευκτη. Τελικά, το 1918 χορήγησε με πίστωση, καύσιμη ύλη στην εταιρία με αποτέλεσμα το κράτος να έχει τον πρώτο λόγο στην εταιρία, αλλά και στην τιμολόγηση του ηλεκτρικού ρεύματος (Παντελάκης, 1991). Μέχρι το 1929, ηλεκτροδοτήθηκαν σχεδόν όλες οι πόλεις της χώρας, κυρίως από τοπικές μονάδες παραγωγής. Όμως η ραγδαία ηλεκτροδότηση σε μικρό χρονικό διάστημα ήταν ελλιπής σε μακροπρόθεσμο σχεδιασμό, με αποτέλεσμα να συντελεστεί με άναρχο τρόπο. Επιπροσθέτως, λόγω του μεγάλου πλήθους τοπικών μονάδων παραγωγής, η παραγωγή αδυνατούσε να παρουσιάσει θετικές οικονομίες κλίμακας και ως εκ τούτου, η τιμή του ηλεκτρικού ήταν από τις υψηλότερες στην Ευρώπη (Παντελάκης, 1991).

Μετά τη λήξη του Β' Παγκοσμίου Πολέμου, η εξάρτηση από τον εισαγόμενο γαιάνθρακα παρουσίασε πολλαπλά προβλήματα τόσο στην τροφοδοσία όσο και στην τιμή του ρεύματος. Έτσι, κρίθηκε αναγκαία η αξιοποίηση εγχώριων καύσιμων υλών αλλά και υδροηλεκτρικών (Παντελάκης, 1991). Για αυτό, το 1950 πραγματοποιήθηκε η συγκρότηση εταιρίας που άνηκε στο κράτος και ονομάστηκε «Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού» (Δ.Ε.Η.). Στην ίδια παραχωρήθηκε το αποκλειστικό προνόμιο κατασκευής, λειτουργίας και εκμετάλλευσης υδροηλεκτρικών και θερμικών έργων. Επιπλέον, ανέλαβε την δημιουργία νέου ενοποιημένου και διασυνδεδεμένου δικτύου μεταφοράς και καθόρισε ενιαία τιμή ηλεκτρικού ρεύματος (Παντελάκης, 1991). Έως το 1968 είχε εξαγοράσει τις υπόλοιπες εταιρίες του κλάδου με αποτέλεσμα να εξασφαλίσει το μονοπώλιο (Παντελάκης, 1991). Με την ίδρυση της ΔΕΗ, δημιουργήθηκαν πολλαπλά προνόμια για το κράτος. Αρχικά, αξιοποιήθηκε απόλυτα η παραγωγή με θετική οικονομία κλίμακας με αποτέλεσμα την μείωση της τιμής πώλησης. Επιπρόσθετα, η υψηλή κεφαλαιοποίηση της εταιρίας, της επέτρεπε να έχει πρόσβαση σε αντίστοιχα υψηλούς δανεισμούς για την ανάληψη έργων μεγάλης κλίμακας, κάτι που ήταν αδύνατον για τις μικρές ιδιωτικές εταιρίες. Τέλος, πραγματοποιήθηκε η βέλτιστη οργάνωση της διανομής ακόμα και στην ηπειρωτική Ελλάδα, ενώ μετέπειτα προεκτάθηκε και στην νησιωτική Ελλάδα (Παντελάκης, 1991).

Όσον αφορά στις εγχώριες καύσιμες ύλες, η ΔΕΗ κατάφερε να ανταπεξέλθει και βελτίωσε τον βαθμό ενεργειακής αυτοδυναμίας¹ από 12,6% το 1960 σε 39,8% το 1990

¹Κατά τον Στάθη Ν. Τσότσορο, ο βαθμός ενεργειακής αυτοδυναμίας ορίζεται ως το ποσοστό ζήτησης της ενέργειας το οποίο καλύπτεται από την εγχώρια παραγωγή.

(Τσότσορος, 1995). Επιπρόσθετα, το 1984 αποφασίστηκε η τιμολόγηση να ορίζεται με βάση το μακροχρόνιο οριακό κόστος στις βασικές θέσεις του δικτύου (Τσότσορος, 1995). Με αυτόν τον τρόπο θα χαρακτηριζόταν ως φυσικό μονοπώλιο. Παρόλα αυτά, το κράτος είναι αυτό που τελικά όριζε την τιμή και ανάλογα με την πολιτική κατάσταση άλλοτε η τιμή οριζόταν από το οριακό κόστος και άλλοτε από το μέσο κόστος. Επιπλέον, ως τα τέλη της δεκαετίας του '70, το 99% του πληθυσμού είχε πρόσβαση στο ηλεκτρικό ρεύμα. Με αυτόν τον τρόπο, είχε ολοκληρωθεί ο εξηλεκτρισμός της χώρας έστω και καθυστερημένα (Τσότσορος, 1995).

1.2. Το μοντέλο της απελευθερωμένης αγοράς ενέργειας

Στις αρχές του 1996, προωθήθηκε το πρότυπο οργάνωσης και λειτουργίας της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας μέσω της οδηγίας 96/92/EK (Οδηγία 96/92/EK, άρθρο 1), σύμφωνα με την οποία θεσπίστηκαν κοινοί κανόνες για την παραγωγή, την μεταφορά, τη διανομή και την προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας. Σκοπός του εγχειρήματος, ήταν η αποδοτικότερη ανεξάρτητη λειτουργία των δραστηριοτήτων, η ενίσχυση του ανταγωνισμού και η προώθηση της ελεύθερης αγοράς, με σεβασμό στην προστασία του περιβάλλοντος και την βελτίωση του βιοτικού επιπέδου (Βοβός & Γιαννακόπουλος, 2008). Στην Ελλάδα, η απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας γίνεται σταδιακά και συγκεκριμένα, το 1999 ιδρύεται η «Ανεξάρτητη Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας» (ΡΑΕ). Έξι μήνες αργότερα, για την διαχείριση του συστήματος μεταφοράς ιδρύεται η ανώνυμη εταιρεία «Διαχειριστής Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΔΕΣΜΗΕ Α.Ε.) όπου οι αρμοδιότητες της ορίζονται στο άρθρο 15 του ν. 2773/1999 (Νόμος 2773/1999, Άρθρο 15, παρ. 1α). Όμως, η κυριότητα του συστήματος παραμένει στην ΔΕΗ. Έτσι, το 2011 με τον ν.4001/2011, ιδρύεται ο «Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΑΔΜΗΕ Α.Ε.) και αναλαμβάνει τα καθήκοντα του ΔΕΣΜΗΕ, ενώ παράλληλα του μεταβιβάζεται η κυριότητα του συστήματος μεταφοράς από την ΔΕΗ (Νόμος 4001/2011, Άρθρο 99, παρ. 1). Έπειτα, συστήνεται η θυγατρική εταιρεία με επωνυμία «Διαχειριστής Ελληνικού Δικτύου Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΔΕΔΔΗΕ Α.Ε.), ώστε η κυριότητα του δικτύου διανομής να μην ανήκει πλέον στην ΔΕΗ (Νόμος 4001/2011, Άρθρο 123, παρ. 1). Τέλος, ο ΔΕΣΜΗΕ μετονομάζεται σε «Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΛΑΓΗΕ Α.Ε.), και διενεργεί τον Ημερήσιο Ενεργειακό Προγραμματισμό (ΗΕΠ)

(Νόμος 4001/2011, Άρθρο 117, παρ. 1). Ο νέος τελικός σχηματισμός των θεσμών επιτάχυνε την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα.

1.2.1. Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας

Η Ρυθμιστική αρχή ενέργειας (ΡΑΕ) συστήθηκε με το ν.2773/1999 ως ανεξάρτητη ρυθμιστική αρχή, με βάση τις Οδηγίες 2003/54/EK και 2003/55/EK. Κύρια αρμοδιότητα της είναι η εποπτεία της εγχώριας αγοράς ενέργειας, τόσο για τον ηλεκτρισμό όσο και για το φυσικό αέριο (ΡΑΕ / *Official website*, χ.χ.). Συγκεκριμένα εποπτεύει:

- i. Την αποτελεσματικότητα του ανταγωνισμού στην εγχώρια αγορά ενέργειας, σε επίπεδο χονδρικής και λιανικής.
- ii. Την εξυπηρέτηση σε όλα τα ζητήματα των οικιακών καταναλωτών όπως τιμή λιανικής, υπηρεσίες συντήρησης και παράπονα πελατών.
- iii. Τους όρους των συμβάσεων προμήθειας ενέργειας.
- iv. Την τήρηση των ειδικών ρυθμιστικών υποχρεώσεων από τις αντίστοιχες επιχειρήσεις ενέργειας.
- v. Το επίπεδο διαφάνειας των ενεργειών κάθε επιχείρησης.

Επιπλέον, αναλαμβάνει την προστασία των καταναλωτών σε ζητήματα ρυθμιστικής εποπτείας που προβλέπονται από τον ενεργειακό νόμο και εγγυάται την ασφάλεια του ενεργειακού εφοδιασμού της χώρας παρακολουθώντας το ισοζύγιο προσφοράς και ζήτησης ενέργειας. Συγκεκριμένα, προβλέπει την μελλοντική ζήτηση αλλά και την πρόσφορά, με βάση τον προγραμματισμό πρόσθετου δυναμικού παραγωγής, ενώ παράλληλα λαμβάνει υπόψη της την πιθανότητα αιφνίδιας κρίσης. Επιπρόσθετα, αναλαμβάνει όλες τις προβλεπόμενες ενέργειες σχετικά με τις άδειες άσκησης ενεργειακών δραστηριοτήτων, σύμφωνα με τις διατάξεις του ενεργειακού νόμου αλλά και με βάση τον μακροχρόνιο ενεργειακό σχεδιασμό της Ελλάδας. Ακόμη, εποπτεύει τους ανεξάρτητους διαχειριστές μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας και φυσικού αερίου, ώστε να πληρούν τα κριτήρια με βάση τον σχετικό νόμο αλλά και την εύρυθμη λειτουργία τους. Τέλος, συνεργάζεται με τις ρυθμιστικές αρχές άλλων κρατών και με τον «Οργανισμό Συνεργασίας των Ευρωπαϊκών Ρυθμιστικών Αρχών Ενέργειας» (ACER) για την διασφάλιση της ομαλής λειτουργίας των ενεργειακών διασυνδέσεων σε όλους τομείς. Συνεπώς, η ΡΑΕ κατέχει ένα ιδιαίτερα εκτεταμένο εύρος αρμοδιοτήτων με σκοπό την ομαλή λειτουργία της αγοράς ενέργειας.

1.2.2. Διαχειριστής Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Η Ανώνυμη Εταιρεία με την επωνυμία «Διαχειριστής Ελληνικού Συστήματος Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΔΕΣΜΗΕ Α.Ε.) συστάθηκε σύμφωνα με το προεδρικό διάταγμα 328/12-12-2000 (Προεδρικό Διάταγμα 328/2000, Άρθρο 1). Σκοπός της εταιρείας ήταν η διαχείριση του συστήματος μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας με βάση το ν.2773/1999 σε ολόκληρη την χώρα, καθώς και των διασυνδέσεων με τα υπόλοιπα δίκτυα, στοχεύοντας την διασφάλιση του εφοδιασμού της χώρας με ηλεκτρική ενέργεια (Δ.Ε.Σ.Μ.Η.Ε., 2007). Ο ΔΕΣΜΗΕ ανέλαβε διπλό ρόλο στην αγορά ενέργειας. Αρχικά, εξισορροπούσε την προσφορά και την ζήτηση με αξιόπιστο τρόπο. Δεύτερον, εκκαθάριζε την αγορά και υπολόγιζε τις οφειλές μεταξύ των παραγωγών και προμηθευτών. Η μετοχική σύνθεση της εταιρείας αποτελούνταν κατά 51% από το δημόσιο ενώ το υπόλοιπο 49% ανήκε στις εταιρείες παραγωγής ενέργειας (Δ.Ε.Σ.Μ.Η.Ε., 2007). Ο ΔΕΣΜΗΕ όπως αναφέρεται παρακάτω, έχει καταργηθεί.

1.2.3. Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ο «Ανεξάρτητος διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΑΔΜΗΕ Α.Ε.) συστάθηκε με τον ν.4001/2011 και λειτουργεί με τις διατάξεις της οδηγίας 2009/72/ΕΚ της Ευρωπαϊκής Ένωσης (Οδηγία 2009/72/ΕΚ, άρθρο 1). Η εταιρεία ανέλαβε τα καθήκοντα του ΔΕΣΜΗΕ με σκοπό την διαχείριση και ανάπτυξη του ώστε να διασφαλιστεί ο ομαλός εφοδιασμός της χώρας με ηλεκτρική ενέργεια. Πραγματοποιεί την μεταφορά ηλεκτρικού ρεύματος υψηλής τάσης από το κέντρο παραγωγής στις πόλεις. Επιπλέον, πιστοποιήθηκε ως ανεξάρτητος φορέας από την ΡΑΕ, το 2012. Έτσι, έχουν πραγματοποιηθεί όλες οι απαραίτητες διαδικασίες ώστε να διασφαλιστεί η ανεξαρτησία του και η ίση μεταχείριση μεταξύ των χρηστών του συστήματος. Με αυτόν τον τρόπο, προωθείται η ανάπτυξη του ελεύθερου ανταγωνισμού στην αγορά (Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας, χ.χ.).

1.2.4. Διαχειριστής Ελληνικού Δικτύου Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ο «Διαχειριστής Ελληνικού Δικτύου Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΔΕΔΔΗΕ Α.Ε.) συστάθηκε με την απόσχιση του κλάδου διανομής της ΔΕΗ, σύμφωνα με τον ν.4001/2011 και την οδηγία 2009/72/ΕΚ της Ευρωπαϊκής Ένωσης. Σκοπός της εταιρείας είναι η βέλτιστη διαχείριση του δικτύου διανομής. Επιπλέον, είναι υπεύθυνος για μεταφορά ηλεκτρικού ρεύματος χαμηλής τάσης από το δίκτυο μεσαίας τάσης στον τελικό καταναλωτή. Το μετοχικό κεφάλαιο της εταιρείας ανήκει κατά 51% στην ΔΕΗ Α.Ε. και κατά 49% στη Macquarie Asset Management. Η εταιρεία αναλαμβάνει δύο

διακριτές αρμοδιότητες. Αρχικά, στοχεύει στην ανάπτυξη του δικτύου διανομής ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα και στην διασφάλιση της διαφανούς και αμερόληπτης πρόσβασης των καταναλωτών. Λόγω του ότι η διαχείριση του δικτύου διανομής χαρακτηρίζεται ως φυσικό μονοπώλιο, οι δραστηριότητες του ΔΕΔΔΗΕ ρυθμίζονται από την ΡΑΕ για την εύρυθμη λειτουργία της για το εθνικό συμφέρον (ΔΕΔΔΗΕ, χ.χ.). Δεύτερον, αναλαμβάνει χρέη διαχειριστή των μη διασυνδεδεμένων νησιών. Ως μη διασυνδεδεμένα νησιά χαρακτηρίζονται τα νησιά των οποίων το δίκτυο διανομής δεν συνδέεται με το σύστημα μεταφοράς ή διανομής της ηπειρωτικής χώρας. Η διαχείριση πραγματοποιείται με βάση τον κώδικα διαχείρισης ηλεκτρικών συστημάτων μη διασυνδεδεμένων νησιών (Νόμος 4001/2011, Άρθρο 130, παρ. 1).

1.2.5. Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ο «Λειτουργός Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας» (ΛΑΓΗΕ Α.Ε.) σχηματίστηκε μετά την μετονομασία του ΔΕΣΜΗΕ Α.Ε. και ανέλαβε τον ρόλο του, εκτός αυτών που μεταφέρθηκαν στον ΑΔΜΗΕ (Νόμος 4001/2011, Άρθρο 111, παρ. 1).

1.2.6. Ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός

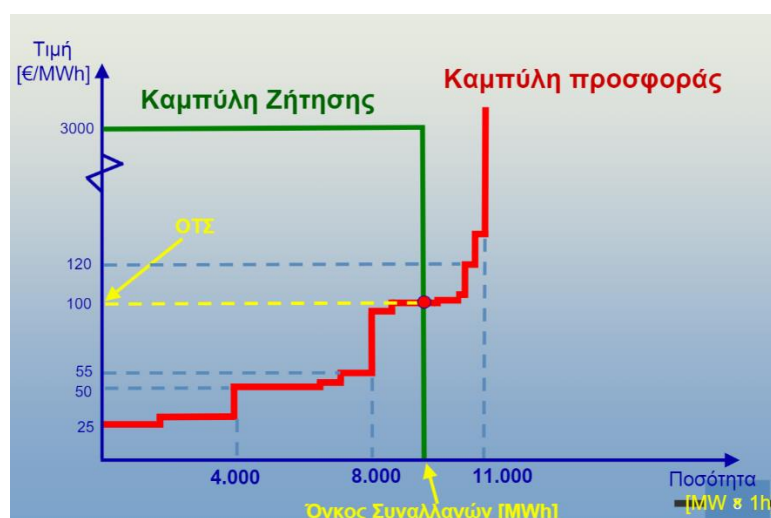
Ο ημερήσιος Ενεργειακός Προγραμματισμός (ΗΕΠ) εφαρμόστηκε το 2005 και είναι η ημερήσια διαδικασία επίλυσης της αγοράς, η οποία λαμβάνει χώρα την προηγούμενη ημέρα της ημέρας κατανομής. Η ίδια είναι η ημερολογιακή ημέρα εκφρασμένη σε ώρες. Πρόκειται για ένα μοντέλο αγοράς «υποχρεωτικής κοινοπραξίας» (Mandatory Power Tool) που έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της συνολικής δαπάνης για την κάλυψη του φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας και τον βέλτιστο προγραμματισμό της λειτουργίας των μονάδων παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας ώστε να καλύπτεται η συνολική ημερήσια ζήτηση. Ο ΗΕΠ περιλαμβάνει τρεις αγορές:

- Την αγορά ενέργειας στην οποία προσφέρουν ηλεκτρική ενέργεια οι παραγωγοί και αγοράζουν οι προμηθευτές.
- Την αγορά επικουρικών υπηρεσιών στην οποία πραγματοποιούνται οι συναλλαγές μεταξύ παραγωγών και προμηθευτών.
- Τον μηχανισμό αγοράς στον οποίο βελτιστοποιείται η μεταφορά ηλεκτρικού ρεύματος στα κοντινότερα σημεία κατανάλωσης.

Τέλος, υπολογίζει την Οριακή Τιμή του Συστήματος (ΟΤΣ) για την ενέργεια, κάθε περίοδο κατανομής της ημέρας (Τσολάκης, 2012).

1.2.7. Οριακή Τιμή Συστήματος

Ο προσδιορισμός της ωριαίας τιμής ενέργειας γίνεται μέσω της οριακής τιμής του συστήματος. Η βασική αρχή της μεθόδου είναι ότι για μια συγκεκριμένη ώρα, η ζήτηση καλύπτεται από την προσφορά των διαθέσιμων μονάδων παραγωγής, ξεκινώντας από αυτήν με τη μικρότερη τιμή πώλησης και καταλήγοντας στην μεγαλύτερη. Όταν η ζήτηση καλυφθεί από αυτήν με την μικρότερη τιμή, τότε η ωριαία τιμή ηλεκτρικής ενέργειας είναι ίση με αυτή. Όταν όμως η ζήτηση καλύπτεται από ακριβότερη μονάδα, τότε η τιμή είναι ίση με της ακριβότερης μονάδας και οι μονάδες χαμηλότερου κόστους αποζημιώνονται με την υψηλότερη τιμή (Τσολάκης, 2012).



Εικόνα 1: Διάγραμμα προσδιορισμού οριακής τιμής συστήματος. Πηγή: (Μπακιρτζής, 2009)

1.3. Η Ολοκλήρωση της Απελευθέρωσης της Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στην πορεία της αναδιαμόρφωσης της ελληνικής ενεργειακής αγοράς, πραγματοποιήθηκε η εναρμόνιση του κανονιστικού πλαισίου για την οργάνωση και λειτουργία της, σύμφωνα με το μοντέλο στόχο (EU Target Model) ώστε να συμμετέχει στον σχηματισμό της Ενιαίας Εσωτερικής Ευρωπαϊκής Αγοράς Ηλεκτρισμού (Internal Electricity Market) (PAE / Official website, χ.χ.). Η Ευρωπαϊκή Αγορά ηλεκτρισμού έχει ως βασικό στόχο την διατήρηση του ασφαλή ενεργειακού εφοδιασμού των κρατών-μελών, την ενίσχυση της ανταγωνιστικότητας μεταξύ παραγωγών για να ενθαρρυνθεί η ιδιωτική καινοτομία και, τέλος, η προμήθεια ενέργειας να καθίστανται προσιτή προς όλους τους καταναλωτές (Φιλιππούλου, 2019).

Η εφαρμογή του Target Model στόχευε σε (Φιλιππούλου, 2019):

- Βελτιστοποίηση του ανταγωνισμού ο οποίος με την σειρά του θα ενίσχυε την ιδιωτική καινοτομία. Με αυτόν τον τρόπο, οι παραγωγοί θα αποκτούσαν το κίνητρο για την ανάπτυξη νέων τεχνολογιών και κατά συνέπεια φιλικότερων προς το περιβάλλον. Έτσι, θα συνέβαλλαν στην απανθρακοποίηση της παραγωγής ενέργειας.
- Υγιές περιβάλλον ανταγωνισμού με την δυνατότητα ένταξης νοικοκυριών στο σύστημα ως παραγωγοί. Έτσι, ενισχυόταν το ποσοστό των ΑΠΕ στο εγχώριο ισοζύγιο μείγματος ενέργειας.
- Βέλτιστη αξιοποίηση της υπάρχουσας δυναμικότητας μεταφοράς και σηματοδότηση για επενδύσεις για νέα δυναμικότητα.
- Δημιουργία των ενδοημερήσιων αγορών με σκοπό την ενίσχυση της ενσωμάτωσης των ΑΠΕ στην αγορά.
- Περιορισμός του κινδύνου λόγω της εποπτείας από τις ρυθμιστικές αρχές (Φιλιππούλου, 2019).
- Δημιουργία τεσσάρων αγορών. Την Ενεργειακή Χρηματοπιστωτική Αγορά (E.X.A.), την αγορά επόμενης ημέρας – Day Ahead Market (DAM), την ενδοημερήσια αγορά – Intraday Market και την αγορά εξισορρόπησης – Balancing Market.
- Δημιουργία περιφερειών υπολογισμού δυναμικότητας – Capacity Calculation Regions. Συγκεκριμένα, η Ελλάδα εντάσσεται σε δύο περιφέρειες. Την Ελλάδα-Ιταλίας (GRIT) και την Νοτιοανατολικής Ευρώπης (SEE) (Φιλιππούλου, 2019). Οι περιφέρειες μέσω του Single Day-Ahead Coupling (SDAC).
- έχουν την δυνατότητα να εμπορεύονται μεταξύ τους ηλεκτρική ενέργεια μέσω έμμεσων δημοπρασιών με παράδοση την επόμενη ημέρα. Επιπλέον διαμορφώθηκε ο ενιαίος αλγόριθμος (EUPHEMIA) για την εφαρμογή του μοντέλου σύζευξης των αγορών επόμενης ημέρας – Price Coupling of Regions (PCR Project) (Φιλιππούλου, 2019). Με αυτόν τον τρόπο, σχηματίζονται ενιαίες τιμές για τις περιφέρειες και εξισορροπούνται πιθανές μεταβολές στην τελική τιμή.

Τελικά, σύμφωνα με τον ν.4512/2018, πραγματοποιήθηκε απόσχιση της ΛΑΓΗΕ Α.Ε. και μετονομάστηκε σε «Διαχειριστής Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας και Εγγυήσεων Προέλευσης» (ΔΑΠΕΕΠ Α.Ε.) ενώ παράλληλα, σε συνεργασία με το Χρηματιστήριο

Αθηνών προέβη στην ίδρυση της Ανώνυμης Εταιρίας «Ελληνικό Χρηματιστήριο Ενέργειας» (EXE A.E.) ώστε να υπάρχει μια επίσημη θεσμοθετημένη αγορά για τον ηλεκτρισμό.

1.4. Το χρηματιστήριο ενέργειας

Το «Ελληνικό Χρηματιστήριο Ενέργειας» (EXE A.E.) ιδρύθηκε στις 18 Ιουνίου το 2018 και αποτελεί μέρος του Ομίλου Χρηματιστηρίου Ενέργειας (EnEx Group). Ορίστηκε από την ΡΑΕ ως Ορισθείς Διαχειριστής Αγοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΟΔΑΗΕ) για την λειτουργία της αγοράς επόμενης ημέρας και της ενδοημερήσιας αγοράς. Επιπλέον, στις 16 Μαρτίου 2020 ξεκίνησε να διαχειρίζεται την ενεργειακή χρηματοπιστωτική αγορά ως διαχειριστής αγοράς παραγώγων. Ο Όμιλος Χρηματιστηρίου Ενέργειας αποτελείται επίσης από την θυγατρική «Εταιρεία Εκκαθάρισης Συναλλαγών Χρηματιστηρίου Ενέργειας Μονοπρόσωπη Α.Ε.» (ΕΕΣΧΕ Α.Ε. - EnExClear), η οποία ιδρύθηκε στις 2 Νοεμβρίου 2018 και αναλαμβάνει την εκκαθάριση και τον διακανονισμό των συναλλαγών της αγοράς επόμενης ημέρας και ενδοημερήσιας αγοράς, καθώς και την εκκαθάριση των θέσεων της αγοράς εξισορρόπησης (*homepage - EnExGroup, χ.χ.*).

1.4.1. Ενεργειακή Χρηματοπιστωτική Αγορά

Ιδρύθηκε το 2020 με την έγκριση της Ελληνικής Επιτροπής Κεφαλαιαγοράς. Μέσω της Ε.Χ.Ε., γίνεται η διαπραγμάτευση συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης και πραγματεύεται ηλεκτρική ενέργεια σε προκαθορισμένο χρόνο, ποσότητα και τιμή. Πραγματοποιείται είτε διμερώς (Over The Counter), είτε μέσω οργανωμένου χρηματιστηρίου ενέργειας (Forward Market) μεταξύ παραγωγού και παρόχου. Οι διμερείς συμβάσεις γίνονται είτε μέσω συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης (Futures), είτε μέσω προθεσμιακών συμβάσεων (Forwards) ενώ παράλληλα, τυποποιούνται ως ετήσιες, τριμηνιαίες ή μηνιαίες συμβάσεις. Η διαφορά τους έγκειται στο ότι τα πρώτα διαπραγματεύονται περαιτέρω σε ανταλλαγές ισχύος, ενώ τα Forwards συνήθως δεν διαπραγματεύονται περαιτέρω. Με αυτόν τον τρόπο, η τιμολόγηση γίνεται με βάση την κάθε μονάδα παραγωγής, με αποτέλεσμα να αντανakλά το μίγμα της ηλεκτροπαραγωγής. Σκοπός της αγοράς είναι να περιορίσει την έκθεση των συμμετεχόντων στην πιο ευμετάβλητη ενδοημερήσια αγορά, ενώ παράλληλα συμβάλει σε μακροπρόθεσμες στρατηγικές υποδεικνύοντας μακροπρόθεσμες μελλοντικές προσδοκίες για ωριαίες τιμές αγοράς (*ΡΑΕ | Official website, χ.χ.*).

1.4.2. Αγορά Επόμενης Ημέρας

Στην αγορά επόμενης ημέρας πραγματοποιούνται συναλλαγές ενέργειας, και όχι εφεδρειών, την προηγούμενη από την προγραμματισμένη ημέρα με σκοπό την φυσική παράδοση κατά την προγραμματισμένη μέρα. Η συμμετοχή των παραγωγών είναι υποχρεωτική για την υπολειπόμενη ισχύ που δεν διατέθηκε στην Ε.Χ.Α. Επιπλέον, οι ίδιοι δεν μπορούν να θέτουν ως κατώτερη τιμή το ελάχιστο μεταβλητό κόστος των μονάδων τους αλλά καθορίζεται από το Ε.Χ.Ε., το οποίο επιπλέον αναλαμβάνει χρέη διαχειριστή της αγοράς (*PAE / Official website, χ.χ.*). Η αγορά επόμενης ημέρας αντικατέστησε τον ημερήσιο ενεργειακό προγραμματισμό. Ο τρόπος λειτουργίας της αγοράς βασίζεται σε ένα καθημερινό σύστημα δημοπρασιών που ο προμηθευτής αγοράζει συγκεκριμένη ποσότητα για συγκεκριμένη ώρα της ημέρας με βάση τον ημερήσιο προγραμματισμό και η παράδοση από τον παραγωγό πραγματοποιείται την επόμενη ημέρα. Η τελική τιμή καθορίζεται από την προσφορά και ζήτηση ενέργειας κάθε ώρα. Τέλος, η κατώτατη και η ανώτατη τιμή εκκαθάρισης είναι -500€/MWh και 4000€/MWh αντίστοιχα (*homepage - EnExGroup, χ.χ.*).

1.4.3. Ενδοημερήσια Αγορά

Στην ενδοημερήσια αγορά (Intra Day Market) οι διαπραγματεύσεις λαμβάνουν χώρα την ημέρα φυσικής παράδοσης. Οι συμμετέχοντες έχουν την δυνατότητα να διορθώνουν τις θέσεις τους όταν προκύπτουν αποκλίσεις από τις προσφορές τους στην αγορά επόμενης ημέρας. Οι συναλλαγές όγκων με υποχρέωση φυσικής παράδοσης δημοπρατούνται μετά το κλείσιμο της αγοράς επόμενης ημέρας, ενώ για τις φυσικές δημοπρασίες παράδοσης πραγματοποιούνται την ημέρα φυσικής παράδοσης. Η συμμετοχή είναι προαιρετική για όλους τους συμμετέχοντες (*PAE / Official website, χ.χ.*). Τέλος, κατώτατη τιμή εκκαθάρισης για την συνεχή τιμή ορίζεται στα -9999€/MWh, ενώ η ανώτατη στα 9999€/MWh (*homepage - EnExGroup, χ.χ.*).

1.4.4. Αγορά Εξισορρόπησης

Σκοπός της αγοράς εξισορρόπησης (Balancing Market) είναι η εξισορρόπηση παραγωγής και ζήτησης σε πραγματικό χρόνο, ενώ παράλληλα διατηρείται η παροχή ενέργειας από το σύστημα. Ως διαχειριστής της ορίζεται ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ). Διακρίνεται σε τρεις υποκατηγορίες: την αγορά ισχύος εξισορρόπησης, την αγορά ενέργειας εξισορρόπησης και την διαδικασία εκκαθάρισης αποκλίσεων. Η αγορά ισχύος εξισορρόπησης εξασφαλίζει επαρκείς πόρους εξισορρόπησης πριν από τον πραγματικό χρόνο, και καλύπτει τις

απαιτήσεις για εφεδρείες. Στην αγορά ενέργειας εξισορρόπησης πραγματοποιείται ενεργοποίηση προϊόντων ενέργειας εξισορρόπησης βάσει προσφοράς και βάσει των αναγκών του συστήματος για την κάλυψη του ισοζυγίου προσφοράς και ζήτησης. Και η εκκαθάριση αποκλίσεων μοιράζει το κόστος σε όσους προκάλεσαν αποκλίσεις σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, λειτουργεί με το μοντέλο της κεντρικής κατανομής των μονάδων από τον διαχειριστή του συστήματος μεταφοράς, μέσω της εκτέλεσης διαδικασιών ενοποιημένου προγραμματισμού. Οι συμμετέχοντες αναλαμβάνουν ρόλο είτε ως πάροχοι υπηρεσιών εξισορρόπησης είτε ως δέκτες υπηρεσιών εξισορρόπησης. Τέλος, η διαδικασία εκκαθάρισης αποκλίσεων αφορά στον μηχανισμό οικονομικής εκκαθάρισης για την επιβολή χρεώσεων ή την καταβολή πληρωμών στα συμβαλλόμενα μέρη με ευθύνη εξισορρόπησης για τις αποκλίσεις τους (PAE / Official website, χ.χ.).

1.4.5. Τρόπος λειτουργίας της ελληνικής αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας

Οι διαπραγματεύσεις ξεκινούν από την ενεργειακή χρηματοπιστωτική αγορά μέσω συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης. Τα συμβόλαια αυτά χωρίζονται σε συμβόλαια βάσης και αιχμής, ενώ έχουν μηνιαία, τριμηνιαία και ετήσια διάρκεια. Η διαφορά των συμβολαίων βάσης με τα συμβόλαια αιχμής είναι ότι τα πρώτα έχουν ως ώρα παράδοσης όλες τις ώρες μιας ημέρας και όλες τις ημέρες μιας εβδομάδος. Τα δεύτερα έχουν ως περίοδο παράδοσης 08:00 έως 20:00 και ημέρες Δευτέρα έως Παρασκευή. Επιπλέον χωρίζονται σε ακόμα δύο υποκατηγορίες. Τα συμβόλαια Φάσης I, τα οποία διαπραγματεύονται μηνιαία συμβόλαια για τους μήνες μέχρι το μήνα έναρξης λειτουργίας της αγοράς επόμενης ημέρας, και τα συμβόλαια Φάσης II, τα οποία είναι συνεχώς διαπραγματεύσιμα. Τα συμβόλαια προσφέρουν σταθερότητα στην τιμή και απαλλάσσουν τον αγοραστή από όποιες αυξήσεις προκύψουν στις πραγματικές τιμές του ρεύματος μέσα από το χρηματιστήριο ενέργειας. Έτσι, το μέγιστο όριο ημερήσιας διακύμανσης των τιμών στην αγορά ορίζεται σε (*homepage - EnExGroup, χ.χ.*):

- ◆ $\pm 20\%$ επί της τιμής εκκίνησης για τα μηνιαία συμβόλαια.
- ◆ $\pm 15\%$ επί της τιμής εκκίνησης για τα τριμηνιαία συμβόλαια.
- ◆ $\pm 10\%$ επί της τιμής εκκίνησης για τα ετήσια συμβόλαια.

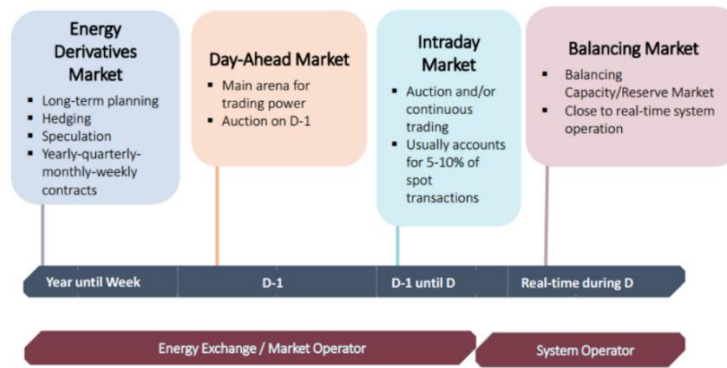
Τέλος, πραγματοποιείται η εκκαθάριση των αγορών από την EnEx Clear και έπειτα, ακολουθεί η διαπραγμάτευση της υπόλοιπης ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Η διαπραγμάτευση ξεκινάει μία ημέρα πριν την προγραμματισμένη ημέρα παράδοσης

και είναι υποχρεωτική για τους παραγωγούς να καταθέσουν προσφορές. Οι συμμετέχοντες δεν υποχρεούνται να πραγματοποιήσουν κάποια συναλλαγή. Αρχικά, οι προμηθευτές ενέργειας δηλώνουν τις ποσότητες που χρειάζονται ανά ώρα για όλο το εικοσιτετράωρο. Αντίστοιχα, οι παραγωγοί καταθέτουν τις προσφορές τους υποχρεωτικά κατατάσσοντας σε αύξουσα σειρά τιμολόγησης με βάση την μονάδα παραγωγής. Λόγω της αρχής της οριακής τιμής του συστήματος, η τελική τιμή που θα οριστεί για όλες τις μονάδες θα είναι ίση με την τιμή της ακριβότερης μονάδας. Μόλις ολοκληρωθούν οι συναλλαγές, οι διαπραγματεύσεις για την υπόλοιπη ενέργεια της ημέρας γίνονται μέσω της ενδοημερήσιας αγοράς. Η συμμετοχή στην αγορά είναι προαιρετική για όλους. Οι συμβάσεις αποτελούν αντικείμενο διαπραγμάτευσης σε (Φιλιππούλου, 2019):

- ◆ *Τοπικές ενδοημερήσιες δημοπρασίες (LIDA)*
- ◆ *Συμπληρωματικές περιφερειακές ενδοημερήσιες δημοπρασίες (CRIDA)*
- ◆ *Συνεχείς ενδοημερήσιες συναλλαγές (XBID)*

Η υλοποίηση γίνεται σε τρεις φάσεις. Η πρώτη φάση είναι τρεις τοπικές ενδοημερήσιες δημοπρασίες. Η δεύτερη φάση είναι συμπληρωματικές περιφερειακές ενδοημερήσιες δημοπρασίες και συνεχείς ενδοημερήσιες συναλλαγές (Φιλιππούλου, 2019). Την ημέρα παράδοσης οι πιθανές αποκλίσεις μεταξύ προσφοράς και ζήτησης εξισορροπούνται από την αγορά εξισορρόπησης. Πρώτα, οι ανάγκες καλύπτονται από την αγορά ισχύος εξισορρόπησης, κατά την οποία ο ΑΔΜΗΕ διαθέτει από πριν τις ποσότητες για την κάλυψη των αποκλίσεων μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Και εφόσον δεν έχουν εξαλειφθεί οι όποιες αποκλίσεις τότε, μέσω της αγοράς ενέργειας εξισορρόπησης, καλύπτονται οι όποιες αποκλίσεις σε πραγματικό χρόνο. Τέλος, πραγματοποιείται η εκκαθάριση των συναλλαγών ώστε να γίνουν οι απαραίτητες πληρωμές (*Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας, χ.χ.*). Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται καθημερινά.

Στην εικόνα 2 αποτυπώνονται οι τέσσερις αγορές στον χρόνο και με βάση τον διαχειριστή τους.



Εικόνα 2 : Λειτουργία του ελληνικού χρηματιστηρίου ενέργειας. Πηγή: (Φιλιππούλου, 2019)

1.5. Μορφές Παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Το ενεργειακό μίγμα της Ελλάδος αποτελείται από πέντε κύριες μορφές ενέργειας. Το φυσικό αέριο που πλέον καταλαμβάνει το μεγαλύτερο ποσοστό, τον λιγνίτη, τις Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας (ΑΠΕ), τα υδροηλεκτρικά φράγματα (τα οποία αποτελούν μέρος των ΑΠΕ), και τις εισαγωγές (*hompage - EnExGroup, χ.χ.*). Τα τελευταία δύο χρόνια με την διασύνδεση της Κρήτης στο δίκτυο έχουν ενταχθεί στο ενεργειακό μίγμα οι ανανεώσιμες και συμβατικές πηγές ενέργειας της Κρήτης (οι τελευταίες τροφοδοτούνται κυρίως με πετρέλαιο) (*Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας, χ.χ.*). Ο λιγνίτης αποτελεί εγχώρια πρώτη ύλη, όμως λόγω των περιβαλλοντικών επιπτώσεων που προκαλεί, κυρίως στην ατμόσφαιρα μέσω των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, η χρήση του έχει περιοριστεί δραστικά. Την θέση του κατέλαβε το φυσικό αέριο, το οποίο επίσης έχει αρνητική επίδραση στο περιβάλλον, όμως κατά την καύση του παράγει σημαντικά λιγότερες ποσότητες διοξειδίου του άνθρακα. Βέβαια, ορισμένες απόψεις υποστηρίζουν ότι παρόλο που το φυσικό αέριο είναι λιγότερο ρυπογόνο κατά την καύση του, στον υπόλοιπο κύκλο ζωής του, δηλαδή από την εξόρυξη έως την καύση, αποδεικνύεται σημαντικά πιο ρυπογόνο από τον λιγνίτη (Μπαλασή, 2019). Επιπλέον, αν και εισαγόμενη πρώτη ύλη, το φυσικό αέριο τιμολογείται χαμηλότερα από τον λιγνίτη με αποτέλεσμα να γίνεται περισσότερο ελκυστικό για τους παραγωγούς. Ο «Διαχειριστής Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας και Εγγυήσεων Προέλευσης» (ΔΑΠΕΕΠ Α.Ε.) είναι υπεύθυνος για την διαχείριση των ΑΠΕ στην Ελλάδα (*Διαχειριστής ΑΠΕ & Εγγυήσεων Προέλευσης Α.Ε. - ΔΑΠΕΕΠ Α.Ε., 2023*). Ως ΑΠΕ, ορίζονται οι πηγές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας και ανανεώνονται μέσω φυσικών φαινομένων μόνιμου κύκλου. Προέρχονται δηλαδή, από πηγές συνεχώς αναγεννώμενες, συμπεριλαμβανομένου του

ήλιου, του ανέμου, του νερού και της βιομάζας (Cleveland & Morris, 2015). Επιπλέον, για την εκμετάλλευση τους δεν απαιτείται κάποια άμεση ενεργητική παρέμβαση όπως εξόρυξη, άντληση, καύση, αλλά απλώς η εκμετάλλευση της ήδη υπάρχουσας ροής ενέργειας στην φύση (Κυριτσάκη, 2009). Λόγω της κλιματικής αλλαγής, η αξιοποίηση φιλικότερων προς το περιβάλλον μορφών ενέργειας έχει καταστεί αναγκαία. Έτσι, κάθε χρόνο το ποσοστό τους στο ενεργειακό μείγμα αυξάνεται. Παρόλα αυτά δεν χαρακτηρίζονται από σταθερότητα στην παραγωγή και για αυτό δεν είναι δυνατή η αυτόνομη λειτουργία τους για την παροχή ενέργειας σε όλη την Ελλάδα (Καρδοματέας, 2022). Συγκεκριμένα για τα υδροηλεκτρικά, ο αριθμός τους είναι περιορισμένος και αντίστοιχα η ενέργεια που είναι δυνατόν να παράγουν εντός της ημέρας. Τέλος, οι εισαγωγές βασίζονται στην σύζευξη των ενεργειακών αγορών με βάση το μοντέλο στόχο που προτάθηκε από την ευρωπαϊκή Ένωση. Όσον αφορά στην παραγόμενη ενέργεια στην Κρήτη, η διαπραγμάτευση της στον χρηματιστήριο ενέργειας ξεκίνησε την 1 Νοεμβρίου 2021 ώστε να εξισορροπηθούν οι υψηλές τιμές ρεύματος του νησιού με την ηπειρωτική Ελλάδα, αλλά και να μην παρουσιάζονται πλέον προβλήματα διακοπής ρεύματος που ταλαιπωρούσαν το νησί την τουριστική περίοδο (Οικονομικός ταχυδρόμος, 2021). Τελικά, το ενεργειακό μείγμα παρουσιάζεται στην εικόνα 3. Όπως παρατηρείται, το μεγαλύτερο ποσοστό ενέργειας παράγεται από μονάδες φυσικού αερίου και ΑΠΕ ενώ η χρήση του λιγνίτη έχει περιοριστεί. Το υπόλοιπο μείγμα συμπληρώνουν τα υδροηλεκτρικά, οι εισαγωγές και η ενέργεια που παράγεται στην Κρήτη.



Εικόνα 3: Ενεργειακό μείγμα Ελλάδος 1/11/2021 – 28/2/2023. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

2. ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΕΣ

2.1. Εισαγωγή

Ως χρονοσειρά (time series) ορίζεται μια ακολουθία παρατηρήσεων που λαμβάνονται διαδοχικά στο χρόνο (Box, 1970). Παραδείγματα χρονοσειρών είναι η ωριαία τιμή μίας μετοχής στο χρηματιστήριο, οι ημερήσιες θερμοκρασίες για μια περιοχή, οι μηνιαίες πωλήσεις ενός προϊόντος, το ετήσιο ακαθάριστο εγχώριο προϊόν, και άλλα. Όπως φαίνεται, η συχνότητα παρατήρησης της χρονοσειράς μπορεί να είναι ωριαία, ημερήσια κ.ά. Μαθηματικά, συμβολίζεται ως $Y = F(t)$. Το Y εκφράζει τις τιμές Y_1 έως Y_n μιας μεταβλητής Y , ενώ το t εκφράζει τις αντίστοιχες χρονικές στιγμές t_1 έως t_n . Αντίστοιχα, η γραφική παράσταση της συνάρτησης $Y = F(t)$ παρουσιάζει την εξέλιξη της μεταβλητής Y στον χρόνο.

Με τον όρο ανάλυση χρονοσειράς (time series analysis) περιγράφεται η προσπάθεια εξαγωγής ουσιαστικών, συνοπτικών και στατιστικών πληροφοριών από σημεία τακτοποιημένα με χρονολογική σειρά (Nielsen, 2019). Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να αξιοποιηθούν είτε για την περιγραφή της χρονοσειράς και των προσδιορισμό μοτίβων, είτε για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών της μεταβλητής Y με την χρήση των μοτίβων, τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα.

2.2. Ανάλυση χρονοσειρών

2.2.1. Βασικά χαρακτηριστικά

Το πρώτο στάδιο για την ανάλυση μιας χρονοσειράς είναι η γραφική αναπαράσταση των τιμών της σε συνάρτηση με τον χρόνο. Με αυτόν τον τρόπο παρουσιάζονται τα βασικά χαρακτηριστικά της χρονοσειράς ως γραφικά μοτίβα. Τα συνηθέστερα είναι (Κυριακίδης, 2017):

- *Τάση*: μια συστηματική μακροπρόθεσμη αύξηση ή μείωση που ακολουθεί η χρονοσειρά.
- *Κυκλικότητα*: επαναλαμβανόμενες κυμάνσεις γύρω από την τάση, με διάρκεια μεγαλύτερη του έτους. Οι κυμάνσεις αυτές έχουν τόσο ανοδικές όσο και καθοδικές φάσεις οι οποίες διαρκούν μερικά έτη.
- *Εποχικότητα*: μια κυκλική κύμανση σταθερής συχνότητας που εμφανίζεται στην χρονοσειρά.

Επιπλέον, μια χρονοσειρά φέρει ορισμένα στατιστικά μεγέθη, βάση των τυχαίων μεταβλητών κάθε παρατήρησης. Τα βασικότερα είναι (Κοκολάκης & Σηλιώτης, 2010):

- *Μέση τιμή*: δηλώνει την αναμενόμενη τιμή μιας διαδικασίας σε χρόνο t .
- *Διακύμανση*: δηλώνει την αναμενόμενη τιμή της τετραγωνικής απόκλισης της τυχαίας μεταβλητής από τη μέση τιμή.
- *Συνδιακύμανση*: δηλώνει την τιμή που αντικατοπτρίζεται από το πόσο δύο τυχαίες μεταβλητές διαφέρουν από κοινού σε σχέση με τα μέσα τους.

Οι χρονοσειρές λοιπόν, σύμφωνα με τα στατιστικά μεγέθη τους χωρίζονται σε στάσιμες και μη στάσιμες.

2.2.2. Στασιμότητα

Μια χρονοσειρά χαρακτηρίζεται ως στάσιμη όταν οι στατιστικές της ιδιότητες όπως η μέση τιμή, η διασπορά και η συνδιακύμανση δεν εξαρτώνται από το χρόνο παρατήρησης. Οι χρονοσειρές με τάση ή εποχικότητα δεν είναι στάσιμες (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.2.3. Αυτοσυσχέτιση χρονοσειράς

Γενικά, ως συσχέτιση θεωρείται η σχέση μεταξύ δύο τυχαίων μεταβλητών. Στις χρονοσειρές, η συσχέτιση εκφράζει την ύπαρξη εξάρτησης μεταξύ μιας τιμής της χρονοσειράς x_t τη χρονική στιγμή t και μιας άλλης τιμής x_{t+h} με χρονική υστέρηση h και ονομάζεται αυτοσυσχέτιση (Box, 1970). Με απλά λόγια, η αυτοσυσχέτιση μετράει την γραμμική σχέση μεταξύ της τιμής και των υστερήσεων της. Στην περίπτωση που δεν εμφανίζεται καμία συσχέτιση μεταξύ των τιμών της χρονοσειράς, τότε το φαινόμενο αυτό ονομάζεται λευκός θόρυβος.

2.2.4. Λευκός θόρυβος

Ο Λευκός Θόρυβος (White Noise) είναι το βασικό δομικό στοιχείο για όλες τις χρονοσειρές. Θεωρώντας διαδοχικά στοιχεία της χρονοσειράς ως τυχαίες μεταβλητές, τότε αυτές αποτελούν ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές με ίδια κατανομή (independent and identically distributed) (IID). Η μεταβλητές μιας IID χρονοσειράς δεν εξαρτώνται από τις προηγούμενες και δεν παρουσιάζουν αυτοσυσχετίσεις στις υστερήσεις (γραμμικές ή μη-γραμμικές). Επομένως, δεν παρατηρείται συσχέτιση μεταξύ των μεταβλητών της χρονοσειράς. Επιπλέον, μια IID χρονοσειρά συμβολίζεται ως $WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$ με μέση τιμή 0 και διασπορά σ_ε^2 . Αν επιπλέον, οι τυχαίες μεταβλητές της

χρονοσειράς λευκού θορύβου ακολουθούν κανονική (Γκαουσιανή) κατανομή, τότε η χρονοσειρά λέγεται Γκαουσιανός λευκός θόρυβος (Gaussian white noise) (Box, 1970).

2.2.5. Εκτίμηση αυτοσυσχέτισης

Για την εκτίμηση του βαθμού συσχέτισης μεταξύ των τιμών της χρονοσειράς χρησιμοποιείται η δειγματική συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (sample autocorrelation function – sample ACF) των δεδομένων.

Έστω x_1, x_2, \dots, x_n οι παρατηρήσεις μίας χρονοσειράς. Ο δειγματικός μέσος των x_1, x_2, \dots, x_n , είναι (Κουγιουμτζής, 2017):

$$\tilde{x} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t$$

Η εκτίμηση της δειγματικής αυτοδιασποράς (sample autocovariance) με υστέρηση h δίνεται ως (Κουγιουμτζής, 2017):

$$c_\tau = c(\tau) = \hat{\gamma}(\tau) = \frac{1}{n} \sum_{t=\tau+1}^n (x_t x_{t-\tau} - \tilde{x}^2)$$

Η εκτίμηση της δειγματικής αυτοσυσχέτισης (sample autocorrelation function) είναι (Κουγιουμτζής, 2017):

$$r_t \equiv r(t) \equiv \hat{\rho}(t) = \frac{c(t)}{c(0)} = \frac{c(t)}{s_x^2}$$

Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης ρ παίρνει τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$.

- Για $\rho = -1$ τότε υπάρχει απόλυτη αρνητική συσχέτιση μεταξύ των δύο μεταβλητών.
- Για $\rho = 0$ τότε δεν υπάρχει καμία γραμμική συσχέτιση μεταξύ των δύο μεταβλητών.
- Για $\rho = 1$ τότε υπάρχει απόλυτη θετική συσχέτιση μεταξύ των δύο μεταβλητών.

Όταν ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης ισούται με ± 1 και η τιμή της μιας μεταβλητής είναι γνωστή, τότε η άλλη τιμή υπολογίζεται ακριβώς. Έτσι, η σχέση μεταξύ των δύο μεταβλητών είναι αιτιοκρατική. Όταν ο συντελεστής συσχέτισης είναι κοντά στο ± 1 , η γραμμική συσχέτιση των δύο μεταβλητών είναι ισχυρή (συνήθως χαρακτηρίζονται ισχυρές οι συσχετίσεις όταν $|\rho| > 0,9$) ενώ όταν είναι κοντά στο 0, οι τυχαίες

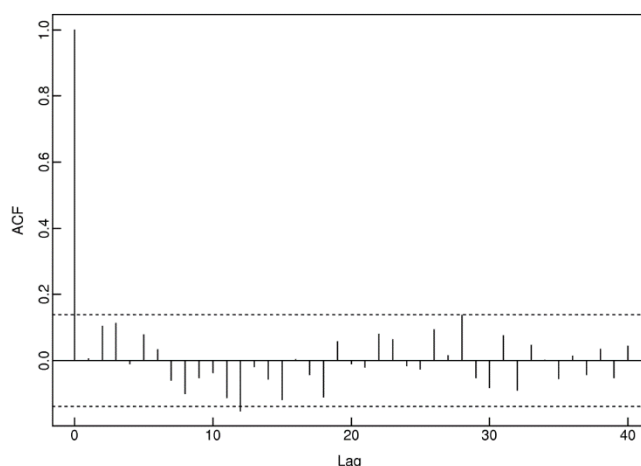
μεταβλητές είναι πρακτικά ασυσχέτιστες όπως και στο παράδειγμα του λευκού θορύβου (Gujarati & Porter, 2008).

2.2.6. Έλεγχος στασιμότητας

Ο έλεγχος της στασιμότητας μπορεί να επιτευχθεί με δύο τρόπους. Είτε μέσω των γραφικών παραστάσεων της αυτοσυσχέτισης (ACF) και της μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF), είτε μέσω της ύπαρξης μοναδιαίας ρίζας.

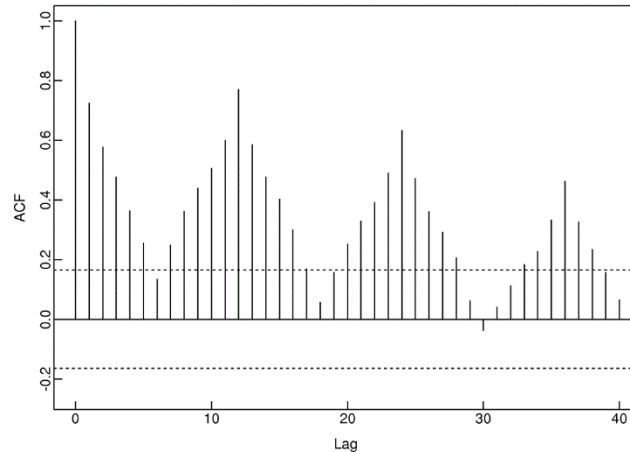
2.2.6.1. Έλεγχος με διαγραμματική μέθοδο

Στις στάσιμες χρονοσειρές, η αυτοσυσχέτιση είναι υψηλή στην αρχή διότι συσχετίζεται με τον εαυτό της αλλά φθίνει στις επόμενες υστερήσεις. Αυτό φαίνεται και στην εικόνα 4 που απεικονίζει το γράφημα μιας στάσιμης χρονοσειράς. Οι διακεκομμένες οριζόντιες γραμμές απεικονίζουν τα όρια της στατιστικής σημαντικότητας.



Εικόνα 4: Διάγραμμα συνάρτησης δειγματικής αυτοσυσχέτισης ACF στάσιμης χρονοσειράς. Πηγή: (Brockwell & Davis, 2002)

Στην περίπτωση της μη στάσιμης χρονοσειράς με έντονη περιοδικότητα η αυτοσυσχέτιση αποτυπώνεται με ταλαντώσεις, ενώ κορυφώνεται σε υστερήσεις που είναι πολλαπλάσια της περιοδικότητας. Ένα αντίστοιχο παράδειγμα παρουσιάζεται στο εικόνα 5.



Εικόνα 5: Διάγραμμα συνάρτησης δειγματικής αυτοσυσχέτισης μη-στάσιμης χρονοσειράς με τάση και εποχικότητα. Πηγή: (Brockwell & Davis, 2002)

2.2.6.2. Έλεγχος με στατιστική μέθοδο

Στην στατιστική μέθοδο γίνεται έλεγχος της μοναδιαίας ρίζας (unit root tests). Ως μοναδιαία ρίζα στις θεωρείται ότι κάποια ρίζα του πολυωνύμου $f(x) = 1 - \rho_1 x - \rho_2 x^2 - \rho_3 x^3 - \dots - \rho_n x^n = 0$ ισούται με τη μονάδα, βρίσκεται δηλαδή πάνω στο μοναδιαίο κύκλο. Ένα αυτοπαλινδρομούμενο μοντέλο πρώτης τάξης AR(1) θα μπορούσε να έχει μία ρίζα που ισούται με το 1. Το μοντέλο πρώτης τάξης με συντελεστή αυτοσυσχέτισης ρ κοντά στη μονάδα και λευκό θόρυβο u_t γράφεται ως:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t$$

Όπου,

u_t η διαδικασία λευκού θορύβου (white noise) με μέσο μηδέν και σταθερή διακύμανση.

Ισχύει ότι, στο μοντέλο αυτό ο εκτιμητής ρ είναι μεροληπτικός και υποεκτιμά την παράμετρο ρ . Όταν όμως για $|\rho| < 1$ ο εκτιμητής ρ είναι συνεπής.

Τελικά, ισχύουν οι παρακάτω υποθέσεις (Δριτσάκης, 2006):

H_0 : $\rho = 1$ η διαδικασία Y_t είναι μη στάσιμη (υπάρχει μοναδιαία ρίζα).

H_a : $\rho < 1$ η διαδικασία Y_t είναι στάσιμη (δεν υπάρχει μοναδιαία ρίζα).

Οι έλεγχοι αυτοί που αναφέρονται ως έλεγχοι μοναδιαίας ρίζας (unit root tests) αντιστοιχούν στην υπόθεση $H_0: \rho = 1$ για την εξίσωση αυτοπαλινδρόμησης. Για να πραγματοποιηθεί αυτός ο έλεγχος, η διαδικασία ξεκινάει με την εκτίμηση της εξίσωσης $Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t$ με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων και στην συνέχεια γίνεται ο έλεγχος της $H_0: \rho = 1$ με την κατανομή t - Student. Ωστόσο, ο εκτιμητής μπορεί να

είναι μεροληπτικός οπότε η κατανομή t - Student ενδέχεται να μην είναι η κατάλληλη για τον έλεγχο της μεταβλητής αυτής που χρησιμοποιήθηκε, ιδίως όταν η διαδικασία είναι και μη στατική. Για αυτό αξιοποιούνται άλλοι έλεγχοι με πιο γνωστός από αυτούς είναι των Dickey – Fuller.

Οι Dickey - Fuller (1981) πραγματοποίησαν πειράματα με την μέθοδο Monte – Carlo με σκοπό την εύρεση μιας κατάλληλης ασύμμετρης κατανομής που χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχο της υπόθεσης $H_0: \rho = 1$, η οποία χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό ενός AR(1) υποδείγματος από μια ολοκληρωμένη σειρά. Ο έλεγχος των Dickey - Fuller (DF) βασίζεται στην εμπειρική τιμή t – student από μια απλή παλινδρόμηση, αλλά η σύγκριση για την αποδοχή ή απόρριψη της H_0 γίνεται χρησιμοποιώντας τιμές που έχουν προσδιοριστεί εμπειρικά από τον MacKinnon (Δριτσάκης, 2006).

Αφαιρώντας το Y_{t-1} από τα δύο μέλη της εξίσωσης (Δριτσάκης, 2006):

$$Y_t - Y_{t-1} = \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + u_t$$

$$Y_t - Y_{t-1} = (\rho - 1) Y_{t-1} + u_t \text{ ή}$$

$$\Delta Y_{t-1} = \delta Y_{t-1} + u_t \text{ όπου } \delta = \rho - 1.$$

Επομένως, ο έλεγχος για την ύπαρξη μοναδιαίας ρίζας ($\rho = 1$ ή $|\rho| < 1$) μετατρέπεται σε έλεγχο της παραμέτρου δ . Ειδικότερα:

$H_0: \delta = 0$ η διαδικασία Y_t είναι μη στάσιμη. (υπάρχει μοναδιαία ρίζα)

$H_1: \delta < 0$ η διαδικασία Y_t είναι στάσιμη. (δεν υπάρχει μοναδιαία ρίζα)

Η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται όταν το στατιστικό t - student του συντελεστή δ_2 είναι μικρότερο από την κριτική τιμή τ_1 των πινάκων Dickey – Fuller (Δριτσάκης, 2006).

2.2.7. Μετασχηματισμός μη στάσιμης χρονοσειράς

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η ανάλυση της χρονοσειράς, είναι αναγκαίος ο μετασχηματισμός της ώστε να υποτεθεί στασιμότητα. Ο μετασχηματισμός βοηθάει στην εξομάλυνση της διακύμανσης όσο και της διασποράς των δεδομένων.

Η λογαρίθμηση της χρονοσειράς αποτελεί μια από τις απλούστερες μεθόδους μετασχηματισμού μιας και οδηγεί σε ικανοποιητικά αποτελέσματα με μικρό υπολογιστικό κόστος. Επιπλέον, χρησιμοποιείται αρκετά και ο μετασχηματισμός δυνάμεων, όπως για παράδειγμα ο μετασχηματισμός Box-Cox. Προϋπόθεση αποτελεί

η χρονοσειρά να αποτελείται από γνησίως θετικές τιμές και στις δύο περιπτώσεις (Σπηλιώτης, 2018).

Στις περιπτώσεις που είναι αναγκαία η απαλοιφή της τάσης και της εποχικότητας προτείνεται η διαφορίση της χρονοσειράς. Οι διακυμάνσεις επιπέδου περιορίζονται ανάλογα με την μορφή που λαμβάνει, με αποτέλεσμα την παραγωγή μιας νέας χρονοσειράς σταθερότερους επιπέδου και διακύμανσης. Ουσιαστικά, κατά την διαφορίση μιας χρονοσειράς n παρατηρήσεων, δημιουργείται μια νέα $n-1$ παρατηρήσεων, με στοιχεία τις διαφορές των παρατηρήσεων της πρώτης. Η διαφορίση πραγματοποιείται από $1^{\text{ης}}$ έως $n-1$ τάξης αλλά συνήθως χρησιμοποιείται μέχρι $2^{\text{ης}}$ τάξης. Σε περίπτωση έντονης εποχικότητας είναι δυνατή η εποχιακή διαφορίση. Η χρονοσειρά που προκύπτει είναι αποτέλεσμα της διαφοράς μεταξύ των παρατηρήσεων της αρχικής χρονοσειράς και εκείνων των προηγούμενων αντίστοιχων εποχιακών περιόδων. Σε περιπτώσεις έντονης τάσης και έντονης εποχικότητας είναι αναγκαία η ταυτόχρονη εφαρμογή και των δύο διαφορίσεων (Σπηλιώτης, 2018).

Με αυτόν τον τρόπο, ολοκληρώνεται η ανάλυση της χρονοσειράς και είναι έτοιμη για τον τελικό και κύριο στόχο που είναι η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών.

2.3. Πρόβλεψη χρονοσειρών

Η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών μιας χρονοσειράς γίνεται με βάση τις παρελθοντικές τιμές της χρονοσειράς. Επομένως, γίνεται η υπόθεση ότι οι παρελθοντικές συμπεριφορές της χρονοσειράς θα διατηρηθούν στο μέλλον με αποτέλεσμα να διαμορφώσουν τις μελλοντικές τιμές. Όμως, αυτή η υπόθεση δεν επιβεβαιώνεται συνέχεια. Αυτό συμβαίνει διότι ορισμένοι εξωτερικοί παράγοντες επιδρούν στην διαμόρφωση των τιμών της χρονοσειράς με αποτέλεσμα η πρόβλεψη τους να καθίστανται αρκετά δύσκολη. Όμως, η πρόβλεψη των χρονοσειρών δεν αποσκοπεί την ακριβή πρόβλεψη, αλλά την προσέγγιση της όταν οι εξωτερικοί παράγοντες που διαμορφώνουν σημαντικά τις τιμές μιας χρονοσειράς παραμένουν σταθεροί.

Το δεύτερο ζήτημα στις προβλέψεις των χρονοσειρών είναι το χρονικό διάστημα των προβλεπόμενων τιμών. Αυτό αναφέρεται στο χρονικό διάστημα της ταυτοποίησης του υποδείγματος από τις προβλεπόμενες τιμές που παράγει. Είναι χαρακτηριστικό ότι η ακρίβεια των προβλέψεων μειώνεται όσο αυξάνεται το χρονικό διάστημα πρόβλεψης.

Ουσιαστικά, οι προβλεπόμενες μελλοντικές τιμές μιας χρονοσειράς αποτελούνται από τις προβλέψεις των κύριων συνιστωσών της, δηλαδή της τάσης, της εποχικότητας, της κυκλικότητας και της άρρυθμης μεταβολής. Οι τρεις πρώτες κύριες συνιστώσες μπορούν να προβλεφθούν μέσω του υποδείγματος ενώ η άρρυθμη μεταβολή δεν μπορεί να προβλεφθεί. Επομένως, αν η άρρυθμη συνιστώσα έχει σημαντική συνεισφορά στο τελικό υπόδειγμα, τότε η προβλεπτική ικανότητα του υποδείγματος μειώνεται.

Η διαδικασία πρόβλεψης περιλαμβάνει πέντε βασικά βήματα (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

Βήμα 1^ο: Ο ορισμός του προβλήματος. Είναι το πιο δύσκολο κομμάτι της διαδικασίας αφού απαιτεί κατανόηση του τρόπου με τον οποίο θα αξιοποιηθούν οι προβλέψεις για τον μελλοντικό σχεδιασμό.

Βήμα 2^ο: Η συλλογή των πληροφοριών. Είναι αναγκαία τόσο τα στατιστικά δεδομένα όσο και η τεχνογνωσία για την συλλογή δεδομένων.

Βήμα 3^ο: Η προκαταρκτική ανάλυση. Οι μέθοδοι ανάλυσης των χρονοσειρών αναφέρθηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Βήμα 4^ο: Η επιλογή και εφαρμογή των μοντέλων. Το αποδοτικότερο μοντέλο εξαρτάται από την διαθεσιμότητα των ιστορικών δεδομένων, την ισχύ των σχέσεων μεταξύ της μεταβλητής πρόβλεψης και τυχόν εξηγηματικών μεταβλητών. Είναι σύνηθες να συγκρίνονται τα μοντέλα μεταξύ τους με ορισμένα κριτήρια ώστε να εκτιμάται τόσο γραφικά όσο και στατιστικά η απόδοση τους.

Βήμα 5^ο: Η χρήση του μοντέλου. Εφόσον επιλεγεί το μοντέλο, χρησιμοποιείται για την πραγματοποίηση προβλέψεων. Τέλος, η αξιολόγηση του πραγματοποιείται αφού καταστούν διαθέσιμα τα δεδομένα για την περίοδο πρόβλεψης (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1. Μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών

Για την διενέργεια προβλέψεων διατίθενται πλείστες μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ανάλογα με την εξεταζόμενη περίπτωση. Στόχος είναι η επιλογή των μεθόδων που είναι εύχρηστες, που έχουν εμπειρικά ταυτοποιηθεί ως επιτυχείς και δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

2.3.1.1. Απλά μοντέλα πρόβλεψης

2.3.1.1.1. Αφελές μοντέλο

Το αφελές μοντέλο (Naive model) είναι το πιο απλό μοντέλο πρόβλεψης και για αυτό συνήθως χρησιμοποιείται ως μοντέλο αναφοράς. Οι προβλέψεις του είναι ίσες με την τιμή της τελευταίας παρατήρησης και η μαθηματική παράσταση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$\hat{Y}_{T+h|T} = Y_T,$$

Όπου,

$Y_{T+h|T}$: η συντομογραφία για την εκτίμηση του Y_{T+h} με βάση τα δεδομένα Y_1, \dots, Y_T ,

Y_T : η παρατήρηση σε χρόνο t .

2.3.1.1.2. Εποχικό αφελές μοντέλο

Το εποχικό αφελές μοντέλο χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που παρατηρείται εποχικότητα στα δεδομένα. Οι προβλέψεις είναι ίσες με την τιμή της προηγούμενης περιόδου και η μαθηματική παράσταση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$\hat{Y}_{T+h|T} = Y_{T+h-m(k+1)},$$

Όπου,

$Y_{T+h|T}$: η συντομογραφία για την εκτίμηση του Y_{T+h} με βάση τα δεδομένα Y_1, \dots, Y_T ,

m : η εποχική περίοδος,

k : το ακέραιο μέρος του $(h-1)/m$.

2.3.1.1.3. Αφελές μοντέλο μέσου

Σε αυτή την περίπτωση, όλες οι μελλοντικές προβλέψεις ισούνται με την μέση τιμή των παρατηρήσεων. Η μαθηματική παράσταση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$\hat{Y}_{T+h|T} = (Y_1 + \dots + Y_T)/T.$$

Όπου,

$Y_{T+h|T}$: η συντομογραφία για την εκτίμηση του Y_{T+h} με βάση τα δεδομένα Y_1, \dots, Y_T ,

T : το πλήθος των παρατηρήσεων.

2.3.1.1.4. Μέθοδος drift

Η μέθοδος Drift είναι μία παραλλαγή του αφελούς μοντέλου στην οποία οι προβλέψεις αυξάνονται ή μειώνονται με την πάροδο του χρόνου. Η μαθηματική παράσταση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$\hat{Y}_{T+h|T} = Y_T + h \frac{(Y_T - Y_1)}{(T - 1)}.$$

Όπου,

$Y_{T+h|T}$: η συντομογραφία για την εκτίμηση του Y_{T+h} με βάση τα δεδομένα Y_1, \dots, Y_T ,

T : το πλήθος των παρατηρήσεων,

Y_T : η παρατήρηση σε χρόνο t ,

h : ο ορίζοντας πρόβλεψης.

Ουσιαστικά, ακολουθεί την πορεία της νοητής γραμμής που ενώνει την πρώτη με την τελευταία παρατήρηση.

2.3.1.2. Μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης

2.3.1.2.1. Απλή εκθετική εξομάλυνση

Μία ακόμα μέθοδος πρόβλεψης είναι η μέθοδος της απλής εκθετικής εξομάλυνσης (simple exponential smoothing), κατά την οποία οι προβλέψεις δημιουργούνται σύμφωνα με κάποιο σταθμικό μέσο όρο, με αποτέλεσμα, να δίνεται διαφορετική βαρύτητα σε κάθε παρατήρηση. Συγκεκριμένα, θεωρείται ότι οι πιο πρόσφατες παρατηρήσεις έχουν μεγαλύτερο βάρος από τις παλαιότερες. Επιπλέον, η απλή εκθετική εξομάλυνση είναι καταλληλότερη για χρονοσειρές που δεν εμφανίζουν σαφή τάση ή εποχικότητα. Η μαθηματική έκφραση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y_{t+1} = (aY_t + a(1-a)Y_{t-1} + a(1-a)^2Y_{t-2} + \dots + a(1-a)^nY_{t-n}),$$

Όπου,

a : είναι η παράμετρος εξομάλυνσης και παίρνει τιμές από 0 έως 1,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t ,

Y_{t+1} : η πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο.

Ο ρυθμός ελάττωσης των βαρών ελέγχεται από την παράμετρο α . Έτσι, με την πάροδο του χρόνου, τα βάρη που συνδέονται με τις παρατηρήσεις μειώνονται εκθετικά. Όσο η τιμή του α πλησιάζει το 0 τόσο μεγαλύτερη βαρύτητα δίνεται στις παλιότερες παρατηρήσεις, ενώ όσο η τιμή του α πλησιάζει το 1 τόσο μεγαλύτερη βαρύτητα δίνεται στις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1.2.2. Διπλή εκθετική εξομάλυνση

Η μέθοδος Holt, γνωστή και ως διπλή εκθετική εξομάλυνση, χρησιμοποιείται για χρονοσειρές που εμφανίζουν τάση. Η μέθοδος αυτή απαιτεί δύο παραμέτρους εξομάλυνσης, την παράμετρο α για την εξομάλυνση του επιπέδου των τιμών και την παράμετρο β για την εξομάλυνση της τάσης. Η εξομάλυνση του επιπέδου των τιμών της χρονοσειράς επιτυγχάνεται μέσω της ακόλουθης σχέσης (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

Όπου,

α : η σταθερά εξομάλυνσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t ,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο.

Η εξομάλυνση της τάσης γίνεται ως εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Όπου,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο,

β : η σταθερά εξομάλυνσης της τάσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1.

Επομένως, η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο υπολογίζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t$$

όπου,

Y_{t+p} : η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο,

L_t : οι εξομάλυνση του επιπέδου,

T_t : η εξομάλυνση της τάσης,

p : ο αριθμός των περιόδων πρόβλεψης.

2.3.1.2.3. Τριπλή εκθετική εξομάλυνση

Η τριπλή εκθετική εξομάλυνση, ή αλλιώς μέθοδος Holt-Winters, χρησιμοποιείται όταν εμφανίζεται εποχικότητα και τάση στην χρονοσειρά. Ανάλογα με την φύση της εποχικότητας, η παραλλαγή της μεθόδου είναι είτε η προσθετική είτε η πολλαπλασιαστική.

Η προσθετική μέθοδος προτιμάται για σταθερές εποχικές διακυμάνσεις. Επιπλέον, εκφράζεται σε απόλυτες τιμές στην κλίμακα της παρατηρούμενης σειράς και στην εξίσωση επιπέδου η σειρά προσαρμόζεται εποχικά αφαιρώντας την εποχιακή συνιστώσα. Μέσα σε κάθε χρόνο, η εποχική συνιστώσα θα αθροίζεται περίπου στο μηδέν. Αλγεβρικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y = L + S,$$

Όπου,

L: οι εξομαλυνθείσες τιμές,

S: ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας.

Η εκθετικά εξομαλυνθείσα σειρά είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$L_t = a (Y_t - S_{t-s}) + (1 - a)(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

Όπου,

a: η σταθερά εξομάλυνσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

S: ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

s: το μήκος της εποχικότητας,

L_t : η εξομάλυνση του επιπέδου,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την t-1 περίοδο.

Η εκτίμηση της εποχικότητας είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$S_t = \gamma(Y_t - L_{t-1} - T_{t-1}) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

Όπου,

γ : η σταθερά εποχικότητας που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

S : ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t ,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο.

Η εξομάλυνση της τάσης γίνεται ως εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Όπου,

β : η σταθερά εξομάλυνσης της τάσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο.

Επομένως, η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο υπολογίζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y_{t+p} = L_t + pT_t + S_{t-p+s}$$

όπου,

Y_{t+p} : η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_t : η εξομάλυνση της τάσης,

p : ο αριθμός των περιόδων πρόβλεψης,

S : ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

s : το μήκος της εποχικότητας.

Η πολλαπλασιαστική μέθοδος προτιμάται για εποχικές διακυμάνσεις που αλλάζουν ανάλογα με το επίπεδο της σειράς. Επιπλέον, η εποχική συνιστώσα εκφράζεται σε σχετικούς όρους και η σειρά προσαρμόζεται εποχικά με διαίρεση με την εποχιακή συνιστώσα. Αλγεβρικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y = L * S$$

Όπου,

L: οι εξομαλυνθείσες τιμές,

S: ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας.

Η εκθετικά εξομαλυνθείσα σειρά είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$L_t = a (Y_t / S_{t-s}) + (1 - a)(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

Όπου,

a: η σταθερά εξομάλυνσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

S: ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

s: το μήκος της εποχικότητας,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την t-1 περίοδο.

Η εκτίμηση της εποχικότητας είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$S_t = \gamma(Y_t / (L_{t-1} - T_{t-1})) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

Όπου,

γ : η σταθερά εποχικότητας που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

S: ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

s: το μήκος της εποχικότητας,

Y_t : η παρατήρηση σε χρόνο t ,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο.

Η εξομάλυνση της τάσης γίνεται ως εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Όπου,

β : η σταθερά εξομάλυνσης της τάσης που παίρνει τιμές από 0 έως 1,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_{t-1} : η εξομάλυνση της τάσης την $t-1$ περίοδο.

Επομένως, η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο υπολογίζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$Y_{t+p} = (L_t + pT_t) S_{t-p+s}$$

όπου,

Y_{t+p} : η πρόβλεψη για την p μελλοντική περίοδο,

L_t : οι εξομαλυνθείσες τιμές,

T_t : η εξομάλυνση της τάσης,

p : ο αριθμός των περιόδων πρόβλεψης,

S : ο παράγοντας προσαρμογής της εποχικότητας,

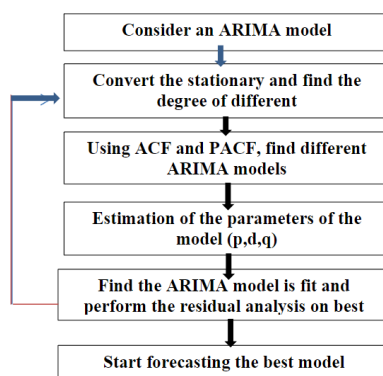
s : το μήκος της εποχικότητας.

2.3.1.3. Ολοκληρωμένα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου όρου

Τα ολοκληρωμένα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου όρου (Autoregressive Integrated Moving Average - ARIMA) είναι στοχαστικά μοντέλα, που μέσω των οποίων περιγράφεται η διαχρονική εξέλιξη ενός φυσικού μεγέθους. Τα μοντέλα ARIMA έχουν μελετηθεί εκτενώς από τους Box και Jenkins και για αυτό τα ονόματά τους είναι σχεδόν συνώνυμα με τις ARIMA διαδικασίες και τις εφαρμογές τους στην

ανάλυση και την πρόβλεψη χρονοσειρών. Οι Box-Jenkins πρότειναν μια οικογένεια αλγεβρικών υποδειγμάτων πρόβλεψης από τα οποία επιλέγεται το πιο κατάλληλο για την πρόβλεψη μιας χρονοσειράς. Σε αυτά τα υποδείγματα οι προβλέψεις βασίζονται στις προηγούμενες χρονικά τιμές της χρονοσειράς και στα τρόπο που συμπεριφέρεται η χρονοσειρά.

Ουσιαστικά, η μεθοδολογία αυτή δεν προϋποθέτει κάποιο συγκεκριμένο μοτίβο στα ιστορικά δεδομένα της χρονοσειράς που προβλέπει, αλλά χρησιμοποιεί μια επαναληπτική προσέγγιση που αρχίζει με την αναγνώριση ενός πιθανού μοντέλου, από μια γενική κατηγορία μοντέλων. Στην συνέχεια, το επιλεγμένο μοντέλο ελέγχεται στα ιστορικά δεδομένα, για να βρεθεί αν περιγράφει επαρκώς την χρονοσειρά. Εφόσον, τα κατάλοιπα μετά την προσαρμογή του μοντέλου είναι αμελητέα και τυχαία κατανομημένα τότε θεωρείται ότι το μοντέλο έχει προσαρμοστεί αποδοτικά. Αν το μοντέλο δεν είναι ικανοποιητικό, η διαδικασία επαναλαμβάνεται χρησιμοποιώντας ένα νέο μοντέλο, που σχεδιάζεται για να βελτιώσει το πρωτότυπο, ή αναπροσαρμόζεται το πρωτότυπο. Επισημαίνεται ότι, η χρονοσειρά προϋποθέτει να είναι στάσιμη ειδήλλως, να μετασχηματιστεί σε στάσιμη. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου βρεθεί το αποδοτικότερο μοντέλο (Hanke & Wichern, 2008). Η διαδικασία αυτή αναπαρίσταται στην εικόνα 6.



Εικόνα 6: Διάγραμμα ροής μοντέλου ARIMA. Πηγή: (Gokcekus κ.ά., 2023)

Η αρχική επιλογή ενός μοντέλου ARIMA βασίζεται στην εξέταση ενός διαγράμματος των χρονοσειρών ως συνάρτηση του χρόνου και στην εξέταση της αυτοσυσχέτισης τους για μερικές χρονικές υστερήσεις (lags). Συγκεκριμένα, το μοτίβο των αυτοσυσχετίσεων δείγματος, συνδυάζεται με το γνωστό μοτίβο αυτοσυσχέτισης που αντιστοιχεί σε ένα συγκεκριμένο μοντέλο ARIMA. Αυτός ο συνδυασμός γίνεται και για τις αυτοσυσχετίσεις και για τις μερικές αυτοσυσχετίσεις (Hanke & Wichern, 2008).

2.3.1.3.1. Μερική αυτοσυσχέτιση

Στις αυτοπαλίνδρομες διαδικασίες, οι συναρτήσεις αυτοσυσχέτισης φθίνουν όσο αυξάνονται οι υστερήσεις με αποτέλεσμα να γίνεται δύσκολος ο προσδιορισμός της τάξης του μοντέλου ARIMA. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται επιπλέον η συνάρτηση μερικής αυτοσυσχέτισης, η οποία αναφέρεται στην συσχέτιση ανάμεσα στην y_t και στην y_{t-s} όταν έχουν αφαιρεθεί οι επιδράσεις των ενδιάμεσων μεταβλητών. Μέσω των δύο διαγραμμάτων ACF-PACF γίνεται η εκτίμηση των παραμέτρων του μοντέλου ARIMA (Hanke & Wichern, 2008).

2.3.1.3.2. Αυτοπαλίνδρομα μοντέλα

Τα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα (AutoRegressive models, AR) είναι μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης. Ως εξαρτημένη μεταβλητή ορίζεται μια τυχαία μεταβλητή της χρονοσειράς, y_t και ως ανεξάρτητες μεταβλητές ορίζονται οι τιμές της τυχαίας μεταβλητής σε χρόνους, y_{t-1}, \dots, y_{t-p} . Ο αριθμός των υστερήσεων που συμπεριλαμβάνονται καλείται τάξη (order) του αυτοπαλίνδρομου μοντέλου. Ένα αυτοπαλίνδρομο μοντέλο p τάξης (AR(p)) παίρνει την μορφή (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Όπου,

y_t : η τυχαία μεταβλητή,

$\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_p$: οι συντελεστές του μοντέλου,

ε_t : ο όρος του σφάλματος στο χρόνο t , ο οποίος αναπαριστά τις επιδράσεις των μεταβλητών, που δεν ερμηνεύονται από το μοντέλο.

Σημειώνεται ότι, τα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα είναι κατάλληλα για στάσιμες χρονοσειρές. Τέλος, σύμφωνα με το μοντέλο AR(p), η μεταβλητή της χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t κατά ένα μέρος εξηγείται από το γραμμικό συνδυασμό των p τελευταίων τιμών της χρονοσειράς $y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-p}$. Το υπόλοιπο μέρος που δεν εξηγείται από τις προηγούμενες τιμές της χρονοσειράς νοείται ως στοχαστικό και οφείλεται σε εξωγενείς επιδράσεις τη χρονική στιγμή t που συνοψίζονται στην τυχαία μεταβλητή ε_t (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1.3.3. Μοντέλα κινητού μέσου

Τα μοντέλα κινητού μέσου όρου (moving average model, MA) θεωρούν γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στην παρατήρηση της χρονοσειράς και στα σφάλματα που εμφάνισε το μοντέλο MA σε προηγούμενες περιόδους. Ένα μοντέλο κινητού μέσου όρου MA(q) έχει την μορφή (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$y_t = \theta_0 + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + c$$

Όπου,

y_t : η τυχαία μεταβλητή,

c : η σταθερά της διαδικασίας,

$\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: οι συντελεστές του μοντέλου,

$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$: σφάλματα από προηγούμενες χρονικές περιόδους.

Η παραπάνω εξίσωση διαφέρει με την εξίσωση του AR μοντέλου στο ότι η εξαρτημένη μεταβλητή εξαρτάται από τις προηγούμενες τιμές των σφαλμάτων. Τέλος, είναι κατάλληλα για στάσιμες χρονοσειρές (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1.3.4. Μοντέλα ARMA

Ένα μοντέλο με αυτοπαλίνδρομους όρους μπορεί να συνδυαστεί με ένα μοντέλο που έχει όρους κινούμενου μέσου και να οδηγήσει σε ένα μεικτό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινούμενου μέσου (AutoRegressive Moving Average model, ARMA). Ένα ARMA(p,q) μοντέλο έχει τη μορφή (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + c$$

Όπου,

y_t : η τυχαία μεταβλητή,

c : η σταθερά της διαδικασίας,

$\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_p$: οι συντελεστές του μοντέλου,

ε_t : ο όρος του σφάλματος στο χρόνο t , ο οποίος αναπαριστά τις επιδράσεις των μεταβλητών, που δεν ερμηνεύονται από το μοντέλο.

Σημειώνεται ότι είναι κατάλληλα για στάσιμες χρονοσειρές (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1.3.5. Μοντέλα ARIMA

Ένα ολοκληρωμένο αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου (AutoRegressive Integrated Moving Average – ARIMA) προκύπτει από τον συνδυασμό της διαφοράς με την αυτοπαλινδρόμηση και ένα μοντέλο κινητού μέσου. Για να γίνει πιο κατανοητή η μαθηματική έκφραση ενός μοντέλου ARIMA (p,d,q), χρησιμοποιείται ο συμβολισμός backshift. Ουσιαστικά, εκφράζει την προηγούμενη τιμή ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$By_t = y_{t-1}$$

Ενώ, η τιμή για δύο περιόδους πίσω εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$B(By_t) = B^2y_t = y_{t-2}$$

Επιπλέον, η διαφόριση 1^{ης}, 2^{ης} και d-τάξης εκφράζονται αντίστοιχα ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$(1 - B)y_t$$

$$(1 - B)^2y_t$$

$$(1 - B)^d y_t$$

Τελικά, ένα μοντέλο ARIMA εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p) (1 - B)^d y_t = c + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon^t$$

\uparrow
AR(p)

\uparrow
D differences

\uparrow
MA(q)

Όπου,

y_t : η τυχαία μεταβλητή,

c : η σταθερά της διαδικασίας,

$\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_p$: οι συντελεστές του μοντέλου AR,

ε_t : ο όρος του σφάλματος στο χρόνο t, ο οποίος αναπαριστά τις επιδράσεις των μεταβλητών, που δεν ερμηνεύονται από το μοντέλο,

d : η τάξη της διαφόρισης,

$\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: οι συντελεστές του μοντέλου MA,

B : ο συμβολισμός backshift.

2.3.1.3.6. Εποχικά ολοκληρωμένα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου

Ένα εποχιακό ολοκληρωμένο αυτοπαλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average – SARIMA) προκύπτει ακριβώς όπως και ένα μοντέλο ARIMA με μόνη διαφορά ότι προστίθεται το εποχικό μέρος στην συνάρτηση. Το μοντέλο συμβολίζεται ως $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_m$ όπου m , η εποχική περίοδος. Αλγεβρικά, με βάση το backshift συμβολισμό, εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$(1 - \phi_1 B)(1 - \phi_1 B^m)(1 - B)(1 - B^m)y_t = (1 + \theta_1 B)(1 + \theta_1 B^m)\varepsilon_t$$

2.3.1.3.7. Μοντέλα AutoARIMA

Ένα μοντέλο AutoARIMA διαφέρει με ένα ARIMA στον τρόπο εκτίμησης των τάξεων. Σε αυτή την περίπτωση, οι τάξεις του μοντέλου εκτιμώνται μέσω της ελαχιστοποίησης του AIC. Συγκεκριμένα, εκτιμάται ο αριθμός των διαφορίσεων που είναι απαραίτητες και στην συνέχεια, μέσω του λογισμικού, υπολογίζονται τα AIC για κάθε πιθανό μοντέλο. Τελικά, το μοντέλο με το ελάχιστο AIC θεωρείται ως το αποδοτικότερο από το λογισμικό. Παρόλα αυτά, ένα μοντέλο που έχει εκτιμηθεί διαγραμματικά είναι πιθανό να προσαρμόζεται καλύτερα στην χρονοσειρά (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1.4. Στρατηγική δημιουργίας μοντέλου

Η αναλυτικότερη μεθοδολογία Box-Jenkins αποτελείται από τα παρακάτω τέσσερα στάδια.

1^ο Στάδιο: αναγνώριση μοντέλου

Πρώτο βήμα για την αναγνώριση του μοντέλου είναι ο προσδιορισμός της τάξης της μη στασιμότητας, είτε μέσω των διαγραμμάτων αυτοσυσχετίσεων, είτε μέσω κάποιας στατιστικής μεθόδου όπως την Dickey-Fuller. Έτσι θα πραγματοποιηθούν οι απαραίτητοι μετασχηματισμοί ώστε η χρονοσειρά να είναι στάσιμη. Το επόμενο βήμα είναι ο προσδιορισμός της τάξης των AR και MA πολυωνύμων. Για τον προσδιορισμό της μεταβλητής p χρησιμοποιείται το διάγραμμα μερικής αυτοσυσχέτισης (PACF) και ορίζεται ως p η τιμή για την οποία οι μερικές αυτοσυσχετίσεις είναι στατιστικά σημαντικές. Αυτό σημαίνει ότι η τιμή της αυτοσυσχέτισης προϋποθέτει να ξεπερνά τα στατιστικά όρια σημαντικότητας που έχουν τεθεί. Αντίστοιχα, για τον προσδιορισμό της μεταβλητής q χρησιμοποιείται το διάγραμμα αυτοσυσχέτισης (ACF) και ως q

ορίζεται η τελευταία χρονική στιγμή για την οποία η αυτοσυσχέτιση ξεπερνά τα στατιστικά όρια σημαντικότητας (Hanke & Wichern, 2008).

2^ο Στάδιο: εκτίμηση του μοντέλου

Μόλις καθοριστεί η τάξη του μοντέλου, εκτιμώνται οι παράμετροι του. Η εκτίμηση πραγματοποιείται με την μη γραμμική μέθοδο ελάχιστων τετραγώνων. Συνοπτικά, η μέθοδος αυτή, στοχεύει στην ελαχιστοποίηση της συνάρτησης:

$$S = \sum_{i=1}^m (f(x_i, \theta) - y_i)^2$$

Όπου,

m : το μέγεθος του δείγματος $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$,

$y = f(x, \theta)$: συνάρτηση η οποία εξαρτάται από ένα σύνολο παραμέτρων θ .

Σημειώνεται ότι, λόγω της πολυπλοκότητας της εκτίμησης των παραμέτρων, έχουν σχεδιαστεί πολλά στατιστικά λογισμικά που δίνουν τη δυνατότητα κατασκευής αυτών των μοντέλων (Hanke & Wichern, 2008).

3^ο Στάδιο: Έλεγχος του μοντέλου

Σε αυτό το στάδιο ελέγχεται αν το μοντέλο είναι επαρκές, δηλαδή αν τα κατάλοιπα δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βελτιώσουν τις προβλέψεις. Στόχος είναι οι μεμονωμένες αυτοσυσχετίσεις καταλοίπων να βρίσκονται στο διάστημα $\pm 2/\sqrt{n}$. Επιπλέον, οι αυτοσυσχετίσεις καταλοίπων ως σύνολο πρέπει να είναι συνεπείς με εκείνες, που παράγονται από τυχαία σφάλματα. Τέλος, ένας έλεγχος της επάρκειας του μοντέλου με βάση την Ljung-Box Q στατιστική ορίζεται ως:

$$Q = (n - d)(n - d + 2) \frac{\sum_{k=1}^m (r_k^2(e))}{n - d - k}$$

Όπου,

$r_k(e)$: είναι οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων της χρονοσειράς,

m : ο αριθμός των υστερήσεων,

k : η εκάστοτε υστέρηση,

d : ο αριθμός των διαφορών.

Αν η p-τιμή, που σχετίζεται με τη Q στατιστική δεν είναι μικρή, τότε το μοντέλο θεωρείται ανεπαρκές (Hanke & Wichern, 2008).

4^ο Στάδιο: Πρόβλεψη του μοντέλου

Το τελευταίο στάδιο, εφόσον έχει επιλεγεί το κατάλληλο μοντέλο, είναι η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της χρονοσειράς. Για την αξιολόγηση του μοντέλου ως προς την ακρίβεια πρόβλεψης του χρησιμοποιούνται κατάλληλα μέτρα που θα αναλυθούν σε επόμενο κεφάλαιο.

2.3.1.5. Κριτήρια επιλογής μοντέλου

Μετά το στάδιο της εκτίμησης και του ελέγχου είναι αρκετά πιθανό να εμφανίζονται παραπάνω από ένα μοντέλα που να αναπαριστούν επαρκώς τα δεδομένα. Για αυτό το λόγο έχει αναπτυχθεί ένα κριτήριο για την επιλογή του μοντέλου γνωστό ως κριτήριο πληροφόρησης του Akaike ή AIC. Η επιλογή του καλύτερου μοντέλου γίνεται μέσω της συνάρτησης:

$$AIC = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{n}r$$

Όπου,

$\hat{\sigma}^2$: το άθροισμα των τετραγώνων των καταλοίπων διαιρεμένο με τον αριθμό των παρατηρήσεων n,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων,

r : ο συνολικός αριθμός των παραμέτρων μαζί με τον σταθερό όρο στο μοντέλο ARIMA.

Σημειώνεται ότι, η βέλτιστη επιλογή είναι το μοντέλο που ελαχιστοποιεί το AIC.

Επιπλέον, χρησιμοποιείται και το Bayesian κριτήριο πληροφόρησης ή (BIC), και βέλτιστη επιλογή είναι το μοντέλο που ελαχιστοποιεί το:

$$BIC = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{\ln n}{n}r$$

Όπου,

$\hat{\sigma}^2$: το άθροισμα των τετραγώνων των καταλοίπων διαιρεμένο με τον αριθμό των παρατηρήσεων n,

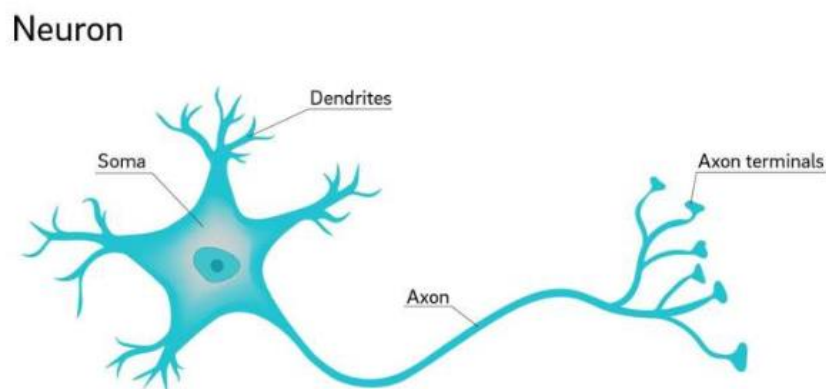
n : ο αριθμός των παρατηρήσεων,

r : ο συνολικός αριθμός των παραμέτρων μαζί με τον σταθερό όρο στο μοντέλο ARIMA.

Τέλος, επισημαίνεται ότι, το BIC λαμβάνει υπόψιν του περισσότερο τον αριθμό των παραμέτρων από ότι το AIC και για αυτό, η χρήση του ελάχιστου BIC για την επιλογή μοντέλου θα οδηγήσει σε ένα μοντέλο του οποίου ο αριθμός των παραμέτρων δεν είναι μεγαλύτερος από αυτόν που επιλέχθηκε από το AIC (Hanke & Wichern, 2008).

2.3.1.6. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα εισήχθησαν τις τελευταίες δεκαετίες στις θετικές επιστήμες. Η λειτουργία τους είναι εμπνευσμένη από το ανθρώπινο νευρικό σύστημα. Το σύστημα αυτό αποτελείται από ένα πλήθος εξειδικευμένων νευρωνικών δικτύων τα οποία έχουν ως δομική μονάδα τους νευρώνες. Ο νευρώνας αποτελείται από τέσσερις μορφολογικά καθορισμένες περιοχές και από τέσσερα τμήματα. Τα τμήματα αυτά απαρτίζονται από το σώμα, τους δενδρίτες, τον άξονα και τις συνάψεις (Haykin, 2010).



Εικόνα 7: Αναπαράσταση νευρώνα. Πηγή: (university of California, 2018)

Το μαθηματικό μοντέλο του τεχνητού νευρωνικού δικτύου βασίζεται στην δομή και την λειτουργία του βιολογικού νευρωνικού δικτύου. Πιο αναλυτικά, κάθε νευρώνας δέχεται ως είσοδο αριθμητικές τιμές οι οποίες πολλαπλασιάζονται με τα αντίστοιχα συνοπτικά βάρη. Έπειτα, υπολογίζεται το άθροισμα των γινομένων με την εξής συνάρτηση:

$$u_j = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + b$$

Όπου,

x_i : οι αριθμητικές τιμές στις εισόδους του νευρώνα j,

w_{ij} : τα συνοπτικά βάρη,

b : ένα συνοπτικό βάρος το οποίο έχει τιμή εισόδου ίση με την μονάδα,

u_j : το άθροισμα των γινομένων.

Έπειτα, το άθροισμα εισέρχεται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης:

$$o_j = \varphi(u_j)$$

Όπου,

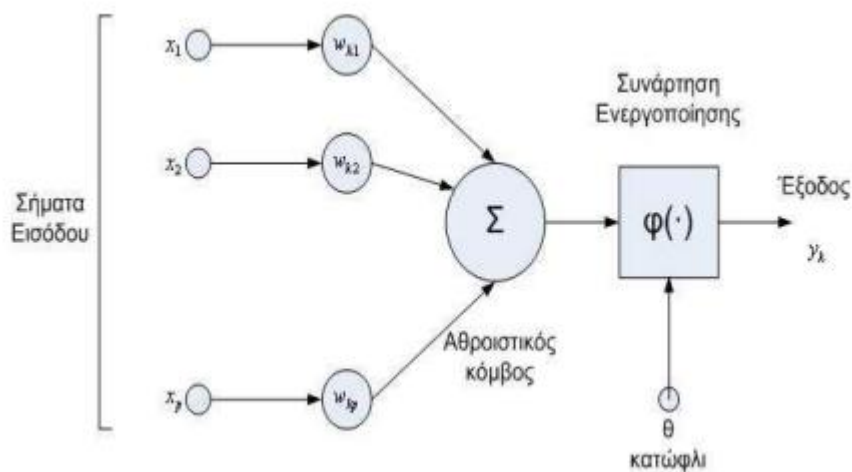
$\varphi(u_j)$: η συνάρτηση ενεργοποίησης,

u_j : το άθροισμα των γινομένων,

o_j : η τιμή εξόδου του νευρώνα j.

Το αποτέλεσμα που προκύπτει από την συνάρτηση ενεργοποίησης καθορίζει την έξοδο του νευρώνα η οποία αποτελεί την είσοδο για άλλους νευρώνες του δικτύου (Haykin, 2010).

Η διαδικασία αυτή αναπαρίσταται στην εικόνα 8.



Εικόνα 8: Αναπαράσταση μοντέλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Πηγή: (Πλεύρου, 2012)

Οι πιο ευρέως διαδεδομένες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι εξής (Haykin, 2010):

Η δυαδική συνάρτηση με κατώφλι θ :

$$\varphi(x) = \begin{cases} 0, & x < \theta \\ 1, & x \geq \theta \end{cases}$$

Η διπολική συνάρτηση με κατώφλι θ :

$$\varphi(x) = \begin{cases} -1, & x < \theta \\ 1, & x \geq \theta \end{cases}$$

Η ταυτοτική συνάρτηση:

$$\varphi(x) = x$$

Η κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 0, & x \leq -1/2 \\ x, & -1/2 < x < 1/2 \\ 1, & x \geq 1/2 \end{cases}$$

Η λογιστική συνάρτηση:

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

Η συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης:

$$\varphi(x) = \tan h \leq (\beta x).$$

Η συνάρτηση Rectified Linear Unit (RELU)

$$\varphi(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$$

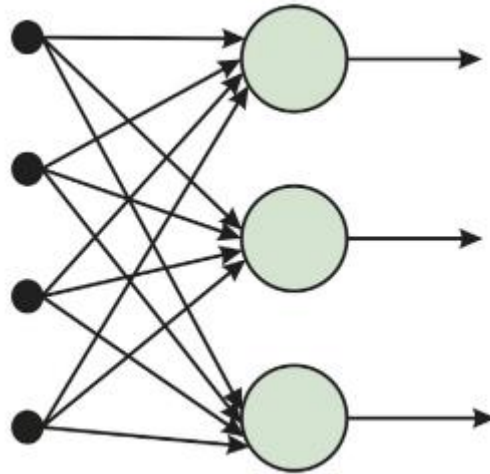
2.3.1.6.1. Αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων

Αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου ονομάζεται ο τρόπος με τον οποίο δομούνται οι νευρώνες και συνδέονται μεταξύ τους. Τα νευρωνικά δίκτυα ταξινομούνται σε κατηγορίες με βάση το μοτίβο σύνδεσης των νευρώνων και της μορφής οργάνωσής τους.

Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου

Το δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου αποτελεί την απλούστερη μορφή ενός δικτύου. Αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου, από το οποίο ξεκινούν οι

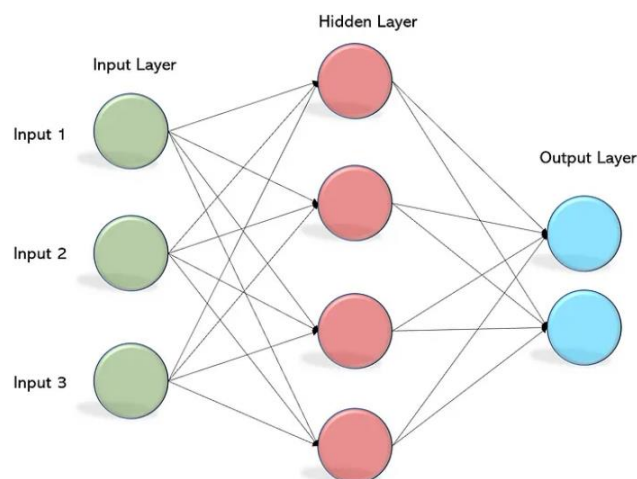
πληροφορίες, και ένα επίπεδο εξόδου, στο οποίο καταλήγουν. Η διαδικασία γίνεται αυστηρά προς μια μόνο κατεύθυνση, ενώ παράλληλα δεν πραγματοποιείται καμία επεξεργασία (Haykin, 2010).



Εικόνα 9: Διάγραμμα δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου. Πηγή: (Eliasy & Przychodzen, 2020)

Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων

Το δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου ένα επίπεδο εξόδου και επιπλέον, από ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα των οποίων οι νευρώνες ονομάζονται κρυφοί νευρώνες. Οι κόμβοι εισόδου στο επίπεδο εισόδου του δικτύου παρέχουν τα στοιχεία εισόδου, με τη μορφή διανυσμάτων, τα οποία κατευθύνονται στους νευρώνες του δεύτερου επιπέδου. Τα σήματα εξόδου των νευρώνων του δεύτερου επιπέδου γίνονται σήματα εισόδου στο τρίτο επίπεδο και συνεχίζεται κατά αυτόν τον τρόπο η ροή των σημάτων μεταξύ των επιπέδων του δικτύου μέχρι το επίπεδο εξόδου (Haykin, 2010).



2.3.1.6.2. Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Η κύρια ιδιότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η δυνατότητα τους να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν την απόδοση τους μέσω της διαδικασίας μάθησης. Η μάθηση επιτυγχάνεται με την επαναλαμβανόμενη διαδικασία προσαρμογής των βαρών στις συνάψεις του δικτύου και στα κατώφλια του. Επιθυμητό είναι το δίκτυο να αποκτά περισσότερη γνώση από το περιβάλλον του. Σύμφωνα με τους Mendel και McClare, η εκπαίδευση ορίζεται ως «Η διαδικασία κατά την οποία οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου προσαρμόζονται μέσω μιας διαδικασίας βελτιστοποίησης από το περιβάλλον στο οποίο είναι εμπεδωμένο το δίκτυο. Ο τύπος της εκπαίδευσης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο λαμβάνει χώρα η αλλαγή της παραμέτρου» (Mendel & McLaren, 1970).

Ως αλγόριθμος εκπαίδευσης ορίζεται ένα προκαθορισμένο σύνολο κανόνων που χρησιμοποιούνται για την επίλυση ενός προβλήματος εκμάθησης. Η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου πραγματοποιείται με βάση το είδος του προβλήματος. Η διαφορές μεταξύ των αλγορίθμων έγκειται στον τρόπο με τον οποίο προσαρμόζουν τα βάρη w_{kj} των συνάψεων τους.

Μάθηση με επίβλεψη

Η μάθηση με επίβλεψη πρόκειται για μια διαδικασία μηχανικής μάθησης η οποία δέχεται ως παραμέτρους τα δεδομένα εκπαίδευσης ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, δηλαδή ζεύγη της μορφής «είσοδος – επιθυμητή είσοδος». Τα βήματα που ακολουθούνται είναι τα εξής (Mendel & McLaren, 1970):

- I. Διαχωρισμός των δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης (train data) και δεδομένα δοκιμής (test data).
- II. Χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης για την εκπαίδευση του δικτύου μέσω αλγοριθμικής ελαχιστοποίησης της συνάρτησης σφάλματος.
- III. Δοκιμή νευρωνικού δικτύου στα δεδομένα δοκιμής.

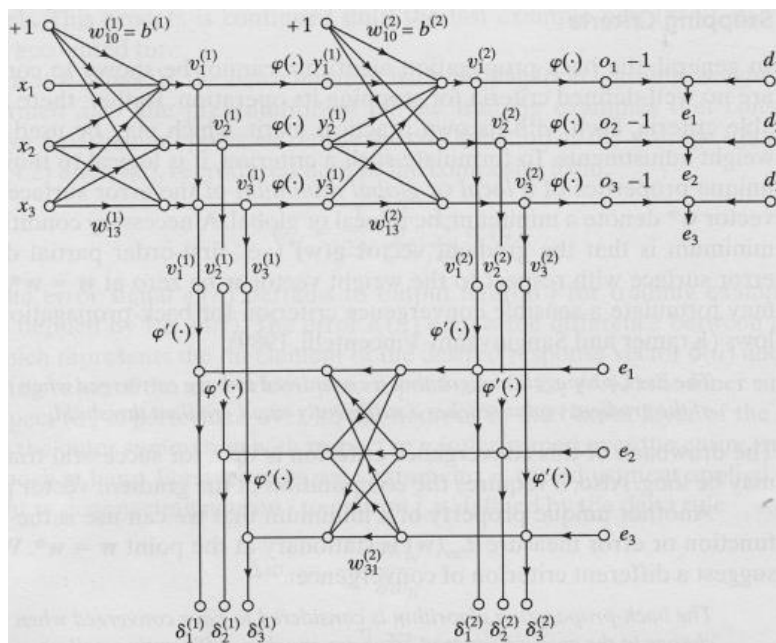
Μάθηση χωρίς επίβλεψη

Στην μάθηση χωρίς επίβλεψη το δίκτυο έχει την ικανότητα να οργανώνεται από μόνο του σύμφωνα με τα διανύσματα εισόδου απουσία επισημασμένων κατηγοριών. Παρόλα αυτά, στόχος της είναι η μάθηση συνοπτικών αναπαραστάσεων των δεδομένων εισόδου ώστε να χρησιμοποιηθούν για την διερεύνηση και την ανάλυση

των δεδομένων. Τελικά, η εκπαίδευση εκτιμάται πως έχει ολοκληρωθεί όταν το ίδιο το δίκτυο έχει ελαχιστοποιήσει τα σφάλματα του και πλέον έχει σταματήσει να μεταβάλλει τις τιμές των βαρών στην είσοδό του (Mendel & McLaren, 1970).

Ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (Back-propagation)

Η εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου επιβλεπόμενης μάθησης πραγματοποιείται με τον αλγόριθμο back-propagation (εικόνα 11). Το διάγραμμα περιλαμβάνει τόσο την προς τα εμπρός φάση (επάνω μέρος) όσο και την προς τα πίσω (κάτω μέρος).



Εικόνα 11: Η διαδικασία Back propagation. Πηγή: (Mendel & McLaren, 1970)

Όπου,

$w^{(l)}$: διάνυσμα βαρών των συνάψεων ενός νευρώνα στο επίπεδο l ,

$\varphi^{(l)}$: κατώφλι ενός νευρώνα στο επίπεδο l ,

$u^{(l)}$: διάνυσμα εσωτερικής δραστηριότητας των νευρώνων στο επίπεδο l ,

$y^{(l)}$: διάνυσμα σημάτων συναρτήσεων ενεργοποίησης των νευρώνων στο επίπεδο l ,

$\delta^{(l)}$: διάνυσμα τοπικών κλίσεων των νευρώνων στο επίπεδο l ,

e : διάνυσμα σφάλματος που έχει ως στοιχεία τα e_1, e_2, \dots, e_q .

Ο δείκτης l κάθε επιπέδου ξεκινάει από το επίπεδο εισόδου ($l = 0$) μέχρι το δίκτυο εξόδου ($l = L$). Ως $L=3$ ορίζεται το βάθος του δικτύου.

Κατά την εκπαίδευση του αλγορίθμου ακολουθούνται τα εξής βήματα:

1^ο Βήμα: Αρχικοποίηση. Αρχικά, εκχωρούνται ομοιόμορφα κατανεμημένοι τυχαίοι αριθμοί, σε όλα τα βάρη των συνάψεων και τα κατώφλια.

2^ο Βήμα: Είσοδος των πρότυπων για εκπαίδευση. Εισάγονται τα σετ δεδομένων για την εκπαίδευση. Για κάθε ομάδα δεδομένων, το μοντέλο εκτελεί μια αλληλουχία υπολογισμών με τις προς τα εμπρός και προς τα πίσω ενέργειες, όπως περιγράφονται στα βήματα 3 και 4 αντίστοιχα.

3^ο Βήμα: Προς τα εμπρός υπολογισμοί. Για ένα πρότυπο εκπαίδευσης που συμβολίζεται με:

$$[x(n), d(n)]$$

Όπου,

$x(n)$: το διάνυσμα του προτύπου που τροφοδοτείται στο δίκτυο από το επίπεδο εισόδου,

$d(n)$: η επιθυμητή απάντηση από το δίκτυο που δίνεται στους νευρώνες εξόδου του δικτύου.

Υπολογίζονται οι δυνατότητες ενεργοποίησης και τα σήματα των συναρτήσεων των νευρώνων προχωρώντας προς τα εμπρός στο δίκτυο. Η εσωτερική δραστηριότητα $u_j^{(l)}(n)$ για τον νευρώνα j που βρίσκεται στο επίπεδο l του δικτύου υπολογίζεται ως εξής:

$$u_j^{(l)}(n) = \sum_{i=0}^m w_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n)$$

Όπου,

$y_i^{(l-1)}(n)$: το σήμα συνάρτησης του νευρώνα i στο προηγούμενο επίπεδο $l-1$ στην n -οστή επανάληψη,

$u_j^{(l)}(n)$: Η εσωτερική δραστηριότητα για τον νευρώνα j που βρίσκεται στο επίπεδο l του δικτύου,

$w_{ji}^{(l)}(n)$: το βάρος της σύναψης που συνδέει τον νευρώνα j του επιπέδου l με τον νευρώνα i του επιπέδου $l-1$.

Για $i=0$ έχουμε: $y_0^{(l-1)}(n) = -1$ και $w_0^{(l)}(n) = \beta_j^{(l)}(n)$ όπου, $\beta_j^{(l)}(n)$ η μεροληψία του νευρώνα j που βρίσκεται στο επίπεδο l . Επομένως, με βάση την σιγμοειδή συνάρτηση, το σήμα συνάρτησης του νευρώνα j του επιπέδου l υπολογίζεται ως:

$$y_j^{(l)}(n) = \frac{1}{1 + e^{(-u_j^{(l)}(n))}}$$

Όπου,

$y_j^{(l)}(n)$: το σήμα συνάρτησης του νευρώνα j του επιπέδου l ,

$u_j^{(l)}(n)$: Η εσωτερική δραστηριότητα για τον νευρώνα j που βρίσκεται στο επίπεδο l του δικτύου.

Αν ο νευρώνας j βρίσκεται στο πρώτο κρυφό επίπεδο δηλαδή $l=1$, τότε:

$$y_j^{(0)}(n) = \chi_j(n)$$

Όπου,

$\chi_j(n)$: το j -οστό στοιχείο του διανύσματος του προτύπου εισόδου (n) .

Αν ο νευρώνας j βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου, δηλαδή $l=L$ τότε:

$$y_j^{(L)}(n) = o_j(n)$$

Όπου,

$o_j(n)$: η έξοδος του δικτύου για τον νευρώνα j .

Έπειτα, υπολογίζεται το σήμα σφάλματος ως εξής:

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n)$$

Όπου,

$d_j(n)$: το j -οστό στοιχείο διανύσματος της επιθυμητής απάντησης για το δίκτυο $d(n)$,

$o_j(n)$: η έξοδος του δικτύου για τον νευρώνα j .

4^ο Βήμα: Προς τα πίσω υπολογισμοί. Προτελευταίο βήμα είναι ο υπολογισμός των τοπικών κλίσεων δ του δικτύου προχωρώντας προς τα πίσω από επίπεδο σε επίπεδο ως εξής:

$$\delta_j^L(n) = e_j^L(n)o_j(n)[1 - o_j(n)]$$

Όπου,

$\delta_j^L(n)$: το διάνυσμα τοπικών κλίσεων του νευρώνα j στο επίπεδο εξόδου L,

$e_j^L(n)$: διάνυσμα σφάλματος του νευρώνα j στο επίπεδο εξόδου L,

$o_j(n)$: η έξοδος του δικτύου για τον νευρώνα j.

Για τον νευρώνα j στο επίπεδο εξόδου L.

$$\delta_j^L(n) = y_j^L(n)[1 - y_j^{(l)}(n)] \sum_k \delta_k^{l+1}(n)w_{kj}^{l+1}(n)$$

$\delta_j^L(n)$: το διάνυσμα τοπικών κλίσεων του νευρώνα j στο επίπεδο εξόδου L,

$y_j^L(n)$: το σήμα συνάρτησης του νευρώνα j του επιπέδου εξόδου L,

$y_j^{(l)}(n)$: το σήμα συνάρτησης του νευρώνα j του επιπέδου l,

$\delta_k^{l+1}(n)$: το διάνυσμα τοπικών κλίσεων του νευρώνα k στο επίπεδο l+1,

$w_{kj}^{(l+1)}(n)$: το βάρος της σύναψης που συνδέει τον νευρώνα k του επιπέδου l με τον νευρώνα j του επιπέδου l.

Για τον νευρώνα j στο κρυφό επίπεδο L.

Στην συνέχεια, προσαρμόζονται τα βάρη των συνάψεων του δικτύου στο επίπεδο k σύμφωνα με τον γενικευμένο κανόνα:

$$w_{ji}^l(n+1) = w_{ji}^l(n) + a[w_{ji}^l(n) - w_{ji}^l(n-1)] + n\delta_j^l(n)y_i^{(l-1)}(n)$$

όπου,

$w_{ji}^{(l)}(n+1)$: το βάρος της σύναψης που συνδέει τον νευρώνα j του επιπέδου l με τον νευρώνα i του επιπέδου l-1 στην n-οστή + 1 επανάληψη,

$w_{ji}^{(l)}(n-1)$: το βάρος της σύναψης που συνδέει τον νευρώνα j του επιπέδου l με τον νευρώνα i του επιπέδου l-1 στην n-οστή - 1 επανάληψη,

$w_{ji}^{(l)}(n)$: το βάρος της σύναψης που συνδέει τον νευρώνα j του επιπέδου l με τον νευρώνα i του επιπέδου $l-1$ στην n -οστή επανάληψη,

$\delta_j^l(n)$: το διάνυσμα τοπικών κλίσεων του νευρώνα j στο επίπεδο l ,

$y_i^{(l-1)}(n)$: το σήμα συνάρτησης του νευρώνα i στο προηγούμενο επίπεδο $l-1$ στην n -οστή επανάληψη.

5^ο Βήμα: Επανάληψη. Τέλος, ο υπολογισμός επαναλαμβάνεται μέχρι να σταθεροποιηθούν οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου και η συνάρτηση σφάλματος να φτάσει σε ελάχιστη ή αποδεκτά μικρή τιμή. Η σειρά με την οποία τροφοδοτούνται οι σειρές δεδομένων στο δίκτυο είναι τυχαία (Mendel & McLaren, 1970).

2.3.1.6.3. Πρόβλεψη με χρήση νευρωνικών δικτύων

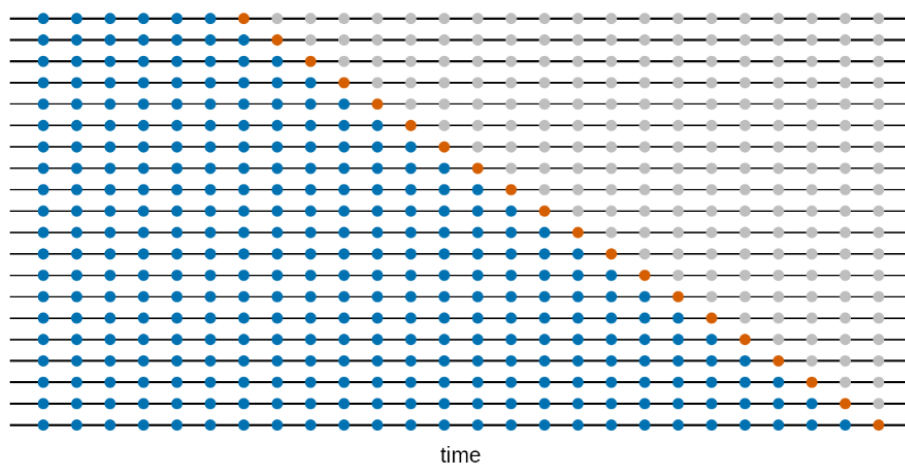
Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην πρόβλεψη χρονοσειρών εισάγοντας στο επίπεδο εισόδου τις κοντινότερες παρελθοντικές τιμές (υστερήσεις) με σκοπό την πρόβλεψη της επόμενης τιμής στο επίπεδο εξόδου. Ο αριθμός των παρελθοντικών τιμών που εισάγονται επίπεδο εισόδου εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα. Το μοντέλο εκπαιδεύεται με την μέθοδο back propagation μιας και αποδεικνύεται η πιο αποδοτική για προβλήματα μη επιβλεπόμενης μάθησης και συγκεκριμένα για πρόβλεψη χρονοσειρών. Τέλος, μια συνήθης δομή του μοντέλου αποτελείται από τα δεδομένα εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Τέλος, ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στην υπερβολική προσαρμογή των νευρωνικών δικτύων στα δεδομένα (overfitting). Υπερβολική προσαρμογή (overfitting) είναι μια ανεπιθύμητη συμπεριφορά μηχανικής μάθησης που εμφανίζεται όταν το μοντέλο μηχανικής εκμάθησης παρέχει ακριβείς προβλέψεις για τα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά όχι για νέα δεδομένα (*What Is Overfitting?*, χ.χ.).

2.3.2. Μέθοδος cross validation

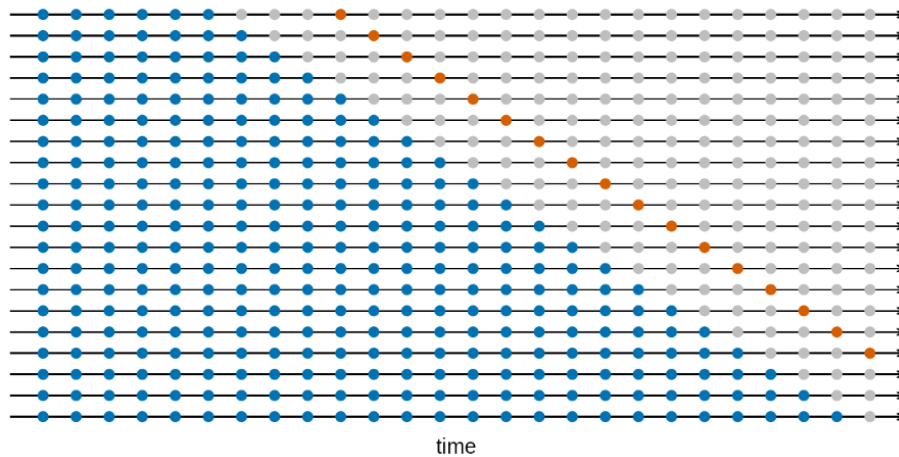
Για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών μιας χρονοσειράς, χωρίζονται τα δεδομένα σε train και test. Γενικά, επικρατεί τα train δεδομένα να αποτελούν τα 2/3 των δεδομένων και τα test δεδομένα το 1/3. Έτσι, με βάση τα train δεδομένα γίνονται οι προβλέψεις για την ίδια περίοδο με τα test δεδομένα και έπειτα, συγκρίνονται ώστε να εκτιμηθεί η ακρίβεια των προβλέψεων (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

Μια πιο εξελιγμένη μέθοδος διαχωρισμού των train και test δεδομένων είναι η μέθοδος cross validation. Σε αυτή την περίπτωση, τα train δεδομένα διαιρούνται σε μικρότερα υποσύνολα, τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Συγκεκριμένα, το σύνολο των train δεδομένων διαιρείται σε k υποσύνολα. Στην συνέχεια, το μοντέλο εκπαιδεύεται k φορές, καθεμία με χρήση διαφορετικού υποσυνόλου train δεδομένων και τα υπόλοιπα ως test δεδομένα. Όπως είναι λογικό, σε κάθε επόμενη σειρά τα train δεδομένα αυξάνονται. Στην εικόνα 12 απεικονίζεται η διαμόρφωση των train και test δεδομένων όπου, οι πορτοκαλί παρατηρήσεις αποτελούν τα train δεδομένα και οι μπλε τα test (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).



Εικόνα 12: Διάγραμμα train και test δεδομένων με την μέθοδο cross validation. Πηγή: (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)

Η ακρίβεια της πρόβλεψης υπολογίζεται με βάση τον μέσο όρο των σφαλμάτων μεταξύ των προβλέψεων και των test δεδομένων σε κάθε χρονική στιγμή. Επιπλέον, η δυνατότητα τα test δεδομένα να είναι παραπάνω από μια παρατήρηση ή ακόμα, να μην βρίσκονται ένα βήμα μπροστά από τα train δεδομένα αλλά περισσότερα. Για την καλύτερη κατανόηση, στην εικόνα 13 οι προβλέψεις πραγματοποιούνται για 4 βήματα μπροστά (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).



Εικόνα 13: Διάγραμμα cross validation για τέσσερα βήματα μπροστά. Πηγή: (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)

2.3.3. Κριτήρια αξιολόγησης μοντέλου

Εφόσον ολοκληρωθούν οι προβλέψεις για το μοντέλο, είναι αναγκαίο να μετρηθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης συνοψίζοντας τα σφάλματα. Δηλαδή, κατά πόσο οι προβλέψεις συμπίπτουν με τις πραγματικές τιμές. Για την διαδικασία αυτή έχουν προταθεί ορισμένα κριτήρια τα οποία αξιολογούν την προβλεπτική ικανότητα του υποδείγματος.

2.3.3.1. Μέσο τετραγωνικό σφάλμα

Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), μετρά την μέση τετραγωνική διαφορά μεταξύ των παρατηρούμενων και των προβλεπόμενων τιμών. Αλγεβρικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$MSE = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}$$

Όπου,

y_i : η παρατηρούμενη τιμή,

\hat{y}_i : η προβλεπόμενη τιμή,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων.

Τέλος, λόγω του τετραγώνου στο αριθμητή, όσο μεγαλύτερα σφάλματα παρατηρούνται, ο αντίκτυπος τους στο κριτήριο αυξάνεται εκθετικά και για αυτό, παρατηρείται μια δυσαναλογία μεταξύ μικρότερων και μεγαλύτερων σφαλμάτων (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.3.2. Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

Το κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) είναι παρόμοιο με το κριτήριο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος με μόνη διαφορά ότι το αποτέλεσμα αντικατοπτρίζεται στην κλίμακα των δεδομένων. Η μαθηματική παράσταση είναι η εξής (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)::

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

Όπου,

y_i : η παρατηρούμενη τιμή,

\hat{y}_i : η προβλεπόμενη τιμή,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων.

2.3.3.3. Μέσο απόλυτο σφάλμα.

Το κριτήριο του μέσου απόλυτου σφάλματος (MAE) εκφράζει την μέση τιμή των απόλυτων τιμών των σφαλμάτων μεταξύ πραγματικών και εκτιμώμενων τιμών. Αλγεβρικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)::

$$MAE = \frac{\sum |y_i - \hat{y}_i|}{n}$$

Όπου,

y_i : η παρατηρούμενη τιμή,

\hat{y}_i : η προβλεπόμενη τιμή,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων.

Σημειώνεται ότι, όπως και στο κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το αποτέλεσμα αντικατοπτρίζεται στην κλίμακα των δεδομένων. Η διαφορά τους έγκειται στο ότι σε αυτή την περίπτωση ο αντίκτυπος των σφαλμάτων αυξάνεται γραμμικά με τα σφάλματα και έτσι το αποτέλεσμα είναι περισσότερο διαισθητικό (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.3.4. Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), υπολογίζει ότι και το μέσο απόλυτο σφάλμα αλλά σε ποσοστό. Αυτό οδηγεί στην καλύτερη κατανόηση της μεταβολής που

προκαλείται από τα σφάλματα συγκριτικά με μια χρονοσειρά διαφορετικής κλίμακας. Μαθηματικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n}$$

Όπου,

y_i : η παρατηρούμενη τιμή,

\hat{y}_i : η προβλεπόμενη τιμή,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων.

2.3.3.5. Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα

Το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα (MPE), ότι και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα αλλά σε πραγματικές τιμές. Αυτό οδηγεί στο να μπορούν τα θετικά και να αρνητικά σφάλματα να αντισταθμιστούν μεταξύ τους. Για αυτό συνήθως χρησιμοποιείται ως μέτρο της μεροληψίας στις προβλέψεις. Μαθηματικά εκφράζεται ως (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

$$MPE = \frac{\sum \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}}{n}$$

Όπου,

y_i : η παρατηρούμενη τιμή,

\hat{y}_i : η προβλεπόμενη τιμή,

n : ο αριθμός των παρατηρήσεων.

3. ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Από την βάση δεδομένων του EnEx Group, αντλήθηκαν τα δεδομένα για τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας όπως διαμορφώνονται στην Αγορά Επόμενης Ημέρας. Το χρονικό διάστημα στο οποίο αναφέρονται τα δεδομένα είναι μεταξύ 01/11/2020 00:00 και 28/02/2023 23:00 και σε ωριαία συχνότητα. Για την επεξεργασία, ανάλυση και τελικά, την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον της γλώσσας προγραμματισμού Python.

Η Python είναι μια σύγχρονη γλώσσα προγραμματισμού ανοιχτού κώδικα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες εφαρμογές. Το πλεονέκτημα της είναι η ύπαρξη βιβλιοθηκών που διευκολύνουν την διαδικασία του προγραμματισμού ειδικών εργασιών (Παναγιώτου, 2022). Στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής, και για την επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις βασικές βιβλιοθήκες:

Pandas. Η βιβλιοθήκη Pandas είναι ανοιχτού κώδικα που αξιοποιείται για την δημιουργία και επεξεργασία δεδομένων σε dataframes (*pandas - Python Data Analysis Library*, χ.χ.).

Numpy. Η βιβλιοθήκη Numpy είναι ανοιχτού κώδικα που επιτρέπει τον αριθμητικό υπολογισμό με την Python (*NumPy*, χ.χ.).

Matplotlib. Η βιβλιοθήκη Matplotlib είναι ανοιχτού κώδικα που δημιουργεί στατικές, κινούμενες και διαδραστικές απεικονίσεις στην Python (*Matplotlib documentation — Matplotlib 3.7.1 documentation*, χ.χ.).

Seaborn. Η βιβλιοθήκη seaborn είναι ανοιχτού κώδικα, η οποία βασίζεται στην matplotlib και παρέχει την διεπαφή για τον σχεδιασμό γραφικών στοιχείων (*User guide and tutorial — seaborn 0.12.2 documentation*, χ.χ.).

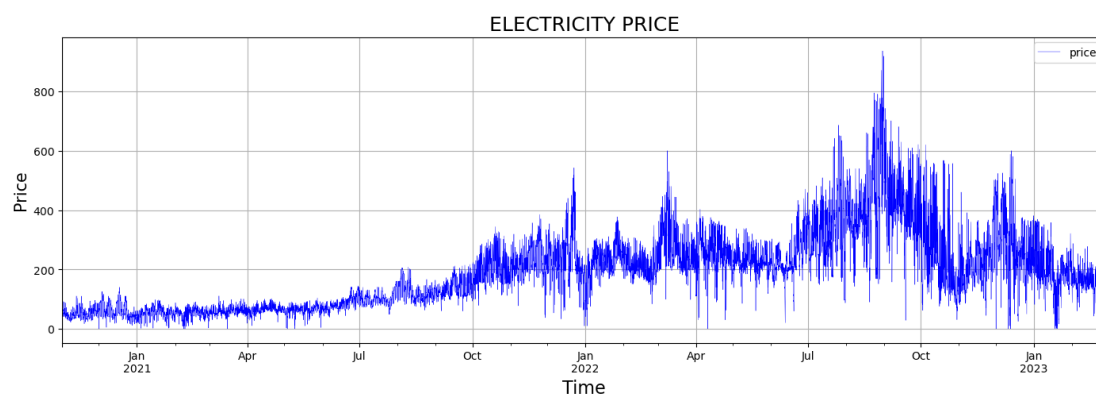
Sktime. Η βιβλιοθήκη sktime είναι ανοιχτού κώδικα και παρέχει πρόσβαση σε μία ευρεία γκάμα μοντέλων και αλγορίθμων που αφορούν την ανάλυση, επεξεργασία και μοντελοποίηση χρονοσειρών (*Welcome to sktime — sktime documentation*, χ.χ.).

Κατά την λήψη των δεδομένων, παρατηρήθηκαν δύο κενές τιμές που οφείλονταν στην αλλαγή ώρας του Μαρτίου τα έτη 2021 και 2022. Για να ορισθεί μια τιμή για τις 2 αυτές τιμές, χρησιμοποιήθηκε η εποχικότητα που παρουσιάζουν τα δεδομένα (θα αναλυθεί παρακάτω) και έτσι, οι τιμές αυτές ορίστηκαν ίσες με τις αντίστοιχες τιμές

μιας εβδομάδος πίσω, όσο δηλαδή και η εποχικότητα που παρατηρείται. Αυτή ήταν η μοναδική επεξεργασία που πραγματοποιήθηκε στα δεδομένα.

3.1. Ανάλυση δεδομένων

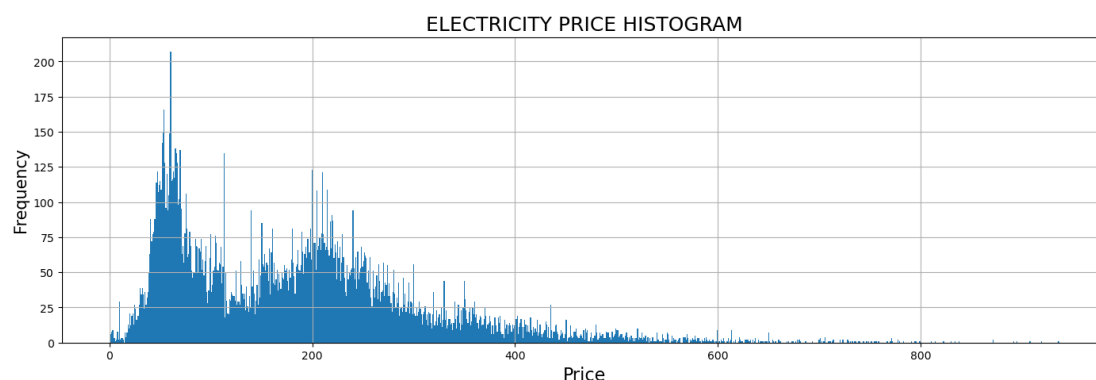
Κατά την ανάλυση των δεδομένων, αρχικά σχεδιάστηκε το διάγραμμα τους όπου στον κάθετο άξονα αποτυπώνονται οι τιμές τις ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ στον οριζόντιο άξονα βρίσκεται ο χρόνος σε ωριαία συχνότητα. Σημειώνεται ότι σε κάθε διάγραμμα όπου η τιμή (Price) μετράται σε €/MWh.



Εικόνα 14: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως παρατηρείται, το κόστος ηλεκτρικής ενέργειας μέχρι το καλοκαίρι του 2021 παρέμενε σε αρκετά σταθερή τιμή και συγκεκριμένα κάτω από τα διακόσια ευρώ ανά MWh. Όμως, από το φθινόπωρο και έπειτα, το κόστος αυξανόταν, με αποκορύφωμα τον Αύγουστο του 2023. Έως και σήμερα, η τιμή έχει εξισορροπηθεί αλλά παραμένει υψηλότερη από την μέση τιμή του 2021.

Επιπλέον, σχεδιάστηκε το ιστόγραμμα συχνοτήτων όπως φαίνεται παρακάτω.



Εικόνα 15: Ιστόγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Στον οριζόντιο άξονα παρουσιάζονται οι τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και στον κάθετο άξονα η συχνότητα εμφάνισης της κάθε τιμής.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται ορισμένα στατιστικά δεδομένα τα οποία θα φανούν χρήσιμα για την καλύτερη κατανόηση των δεδομένων.

	price
count	20400.000000
mean	186.341882
std	125.008085
min	-0.010000
25%	77.015000
50%	175.685000
75%	250.395000
max	936.330000

Εικόνα 16: βασικά στατιστικά στοιχεία των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.)
Επεξεργασία.

Όπου,

Count: το πλήθος των δεδομένων,

Mean: η μέση τιμή,

Std: η τυπική απόκλιση,

Min: η ελάχιστη τιμή,

25%: το πρώτο τεταρτημόριο,

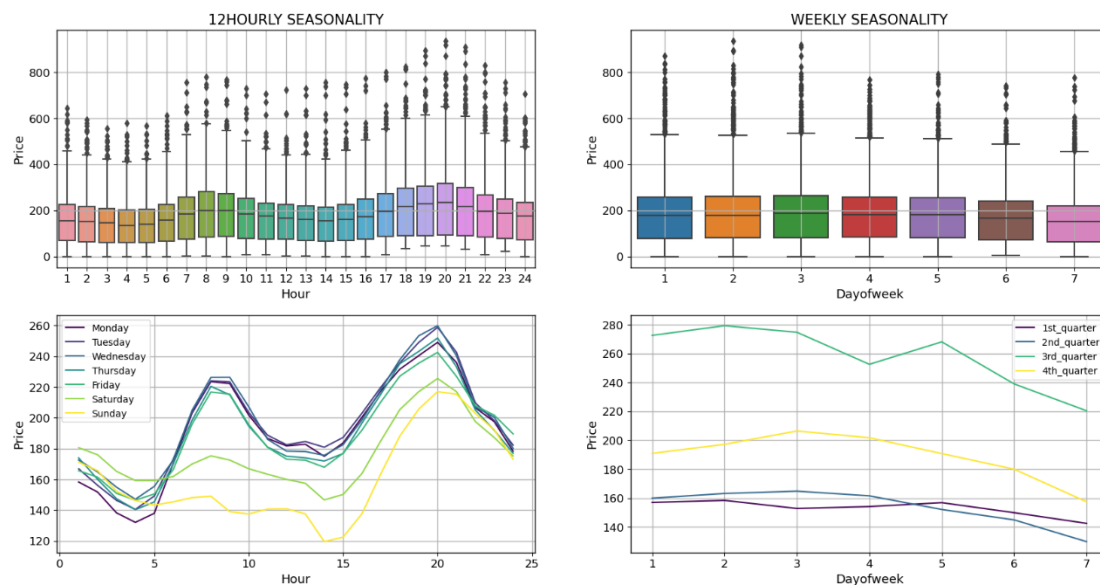
50%: το δεύτερο τεταρτημόριο και η διάμεσος,

75%: το τρίτο τεταρτημόριο,

Max: η μέγιστη τιμή.

Για την περαιτέρω ανάλυση της χρονοσειράς, αποτυπώθηκαν τα δεδομένα σε διαφορετική χρονική συχνότητα. Συγκεκριμένα, τα δεδομένα αποτυπώθηκαν, πέρα της ωριαίας συχνότητας, σε ημερήσια (σε επίπεδο εβδομάδος), σε ημερήσια (σε επίπεδο μηνός), σε εβδομαδιαία, σε μηνιαία και σε τριμηνιαία συχνότητα. Τα τελικά συμπεράσματα πραγματοποιήθηκαν με βάση την ωριαία και την ημερήσια (σε επίπεδο

εβδομάδος) συχνότητα. Συγκεκριμένα σχεδιάστηκαν τα παρακάτω boxplots και lineplots.



Εικόνα 17: Διαγράμματα Boxplot και lineplot τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Από τα παραπάνω διαγράμματα, συμπεραίνεται ότι τα δεδομένα εμφανίζουν εποχικότητα και συγκεκριμένα, μια εποχικότητα ανά δώδεκα ώρες και μια ανά 7 ημέρες.

3.2. Εφαρμογή μοντέλων πρόβλεψης

Για την εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης, κρίθηκε σκόπιμο να μελετηθούν τα δεδομένα σε τρεις διαφορετικές συχνότητες μελέτης ώστε να μπορούν να εφαρμοστούν και στην πράξη. Έτσι, τα δεδομένα μελετώνται σε ωριαία συχνότητα, ημερήσια και εβδομαδιαία.

Για την παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκαν πέντε μοντέλα και ένας συνδυασμός μοντέλων με σκοπό να βρεθεί κατάλληλο μοντέλο που θα εφαρμόζει καλύτερα σε κάθε μία συχνότητα μελέτης. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε:

- το αφελές μοντέλο (Naïve model) και το εποχικό αφελές μοντέλο (Seasonal naïve model) ανάλογα εάν η χρονοσειρά εμφανίζει εποχικότητα ή όχι.
- Το μοντέλο ARIMA.
- Το μοντέλο AutoARIMA.
- Το μοντέλο της εκθετικής εξομάλυνσης (Exponential Smoothing model).

- Τα νευρωνικά δίκτυα (Neural networks).

Ο συνδυασμός των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκε ήταν συνδυασμός όλων των παραπάνω μοντέλων με ποσοστό επίδρασης 20% για το κάθε μοντέλο και έτσι, το τελικό αποτέλεσμα είναι ο μέσος όρος των παραπάνω μοντέλων. Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για την εφαρμογή των μοντέλων ήταν η βιβλιοθήκη sktime που αναλύθηκε παραπάνω. Σημειώνεται ότι η επικύρωση των μοντέλων πραγματοποιήθηκε με την μέθοδο cross validation που περιγράφηκε παραπάνω.

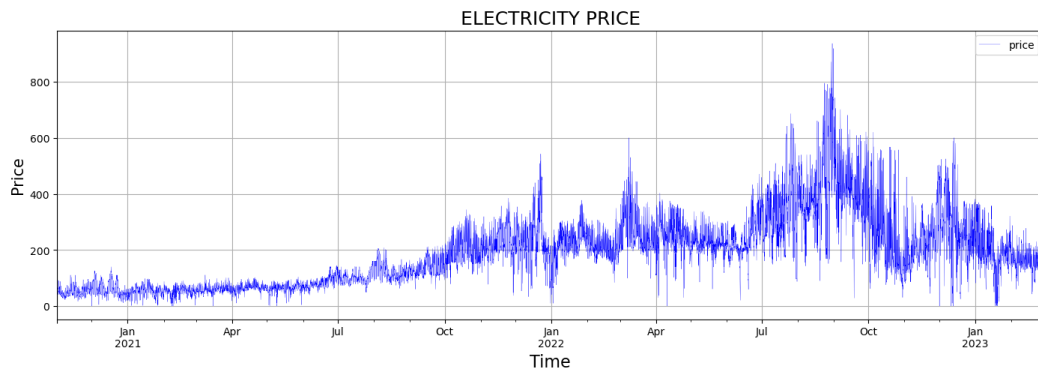
Επιπροσθέτως, για την αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν τρία μέτρα ποσοτικοποίησης των σφαλμάτων. Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) και το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE).

Τέλος, σε κάθε μοντέλο ελέγχθηκαν τα κατάλοιπα του ώστε να εξεταστεί η εφαρμογή του στα δεδομένα κατά την περίοδο εκπαίδευσης. Ο έλεγχος πραγματοποιήθηκε με τέσσερα διαγράμματα. Αρχικά, το διάγραμμα των καταλοίπων στο οποίο ελέγχεται αν παρουσιάζει μέση τιμή ίση με το μηδέν και σταθερή διακύμανση και διασπορά. Έπειτα, το ιστόγραμμα των καταλοίπων όπου ελέγχεται η διασπορά. Τέλος, τα διαγράμματα ACF και PACF στα οποία ελέγχεται οι τιμές αυτοσυσχέτισης στις διάφορες υστερήσεις να βρίσκονται εντός των ορίων. Για τον σκοπό αυτό, το αρχικό παράθυρο ορίστηκε ως τα δεδομένα εκπαίδευσης στα οποία ελέγχθηκαν τα κατάλοιπα του μοντέλου. Η εκτίμηση της προσαρμογής τους στα δεδομένα εκπαίδευσης πραγματοποιήθηκε με τα ίδια μέτρα αξιολόγησης των τελικών προβλέψεων.

3.2.1. Πρόβλεψη σε ωριαία βάση

Το διάγραμμα σε ωριαία βάση παρουσιάζεται παρακάτω. Παρατηρείται εποχικότητα σε δωδεκάωρη βάση και σε εβδομαδιαία, δηλαδή κάθε 168 ώρες. Για τις προβλέψεις λήφθηκε υπόψιν η 12ωρη μιας και παρουσιάζεται ως πιο έντονη και λόγω του ότι όλα τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν (εκτός των νευρωνικών δικτύων) δεν μπορούν να μοντελοποιήσουν πολλαπλές εποχικότητες δίχως εφαρμογή κάποιων προχωρημένων τροποποιήσεων. Οι συνολικές παρατηρήσεις που χρησιμοποιήθηκαν στην προκειμένη περίπτωση ήταν 20400. Ο μεγάλος όγκος δεδομένων καθιστούσε εξαιρετικά χρονοβόρα την εφαρμογή των μοντέλων με αποτέλεσμα οι προβλέψεις να πραγματοποιηθούν για μικρό διάστημα. Έτσι, το μήκος του αρχικού παραθύρου για την μέθοδο cross validation ορίστηκε στα 20360 στοιχεία. Ο ορίζοντας πρόβλεψης

κάθε παραθύρου ορίστηκε στα 24 στοιχεία (μία μέρα μπροστά) με βήμα ένα στοιχείο ώστε να αποτυπωθεί η δωδεκάωρη εποχικότητα που εμφανίζεται.

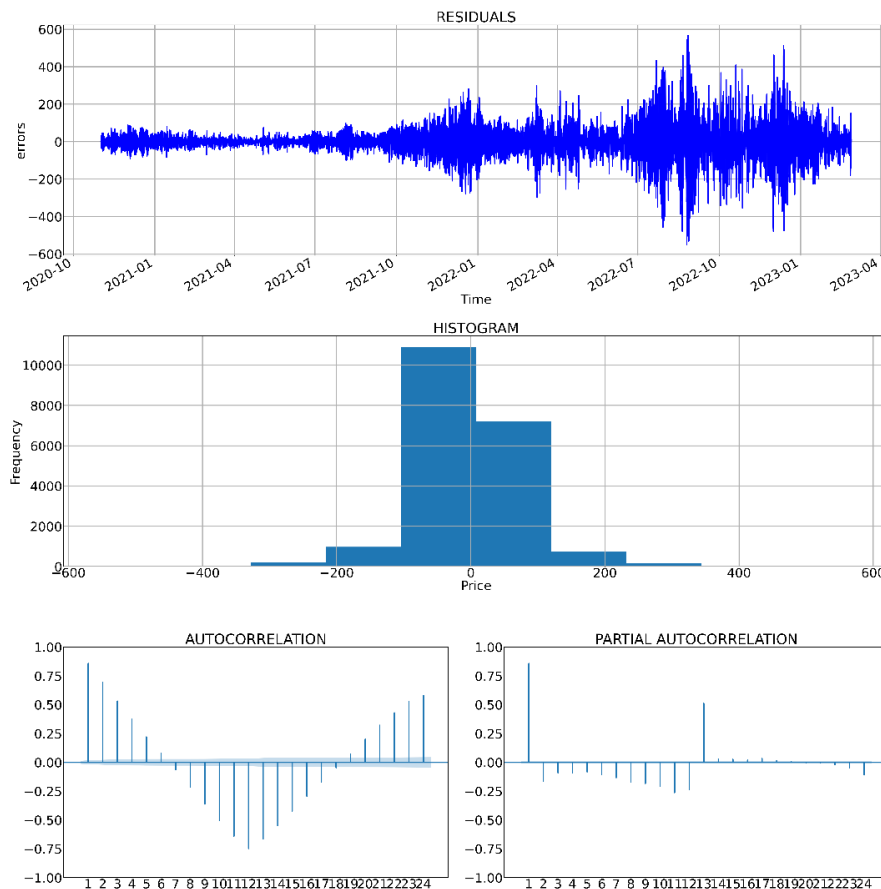


Εικόνα 18: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε ωριαία βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

3.2.1.1. Εποχικό αφελές μοντέλο σε ωριαία βάση

Εφόσον παρατηρείται εποχικότητα, ως πρώτο μοντέλο θα χρησιμοποιηθεί το εποχικό αφελές μοντέλο αντί του απλού αφελοφς, με 12ωρη εποχικότητα.

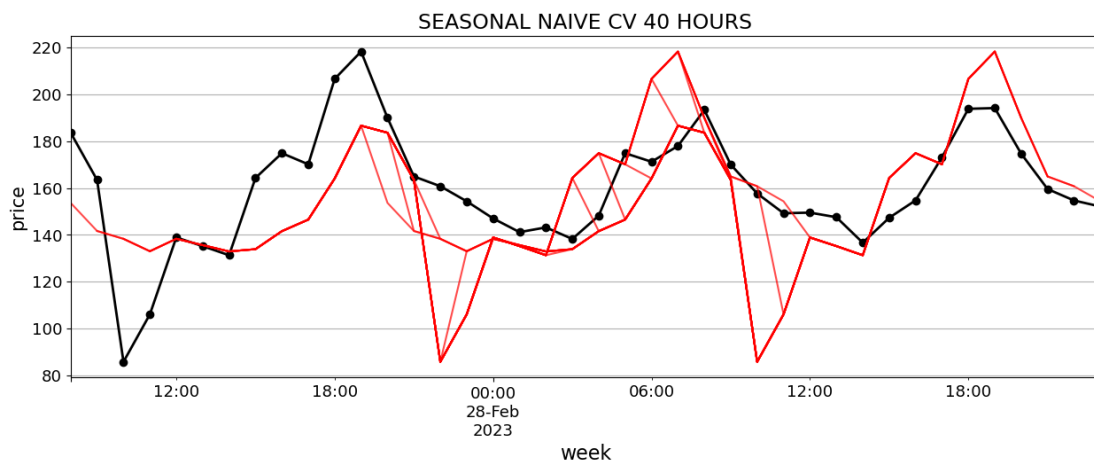
Αρχικά πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 19: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων εποχικού αφελοφς μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, στο διάγραμμα των καταλοίπων η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Στο διάγραμμα ACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση μειώνεται για έξι υστερήσεις κ έπειτα αυξάνεται αρνητικά για έξι υστερήσεις κ έπειτα επιστρέφει στην αρχική θέση. Αυτό δηλώνει ότι το μοντέλο δεν έχει προσαρμοστεί στα δεδομένα και υπάρχει πληροφορία που δεν την έχει λάβει υπόψιν του.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

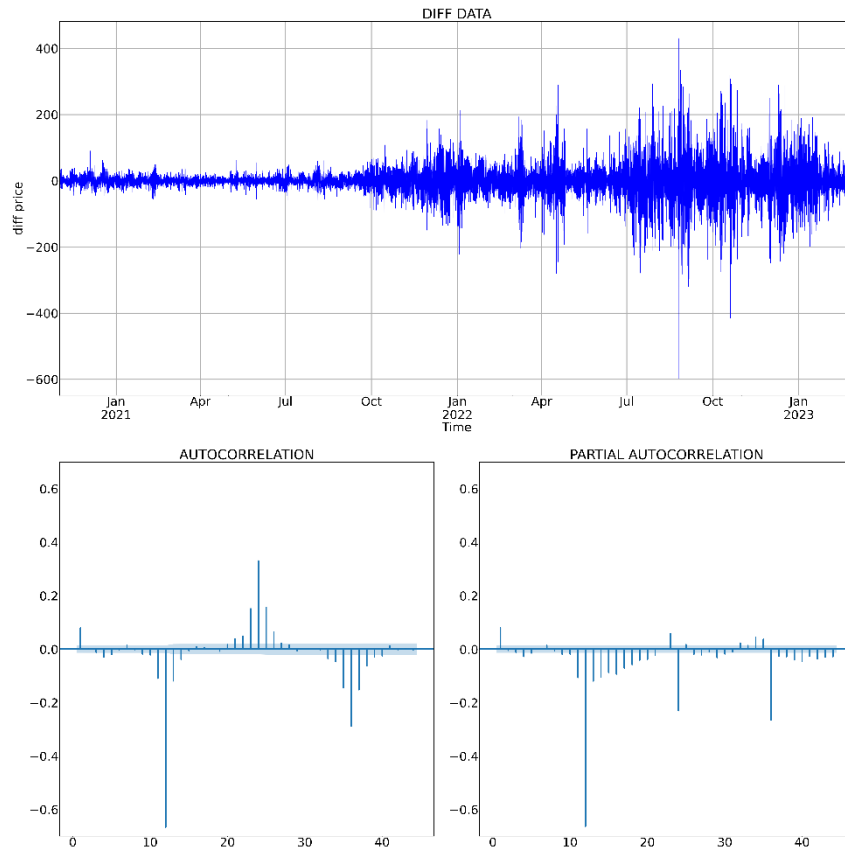


Εικόνα 20: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως παρατηρείται, το μοντέλο μοντελοποιεί την 12ωρη εποχικότητα που εμφανίζεται στην χρονοσειρά με τις προβλεπόμενες τιμές να είναι οι αρχικές μετατοπισμένες κατά 12 χρονικές μονάδες μπροστά.

3.2.1.2. ARIMA μοντέλο σε ωριαία βάση

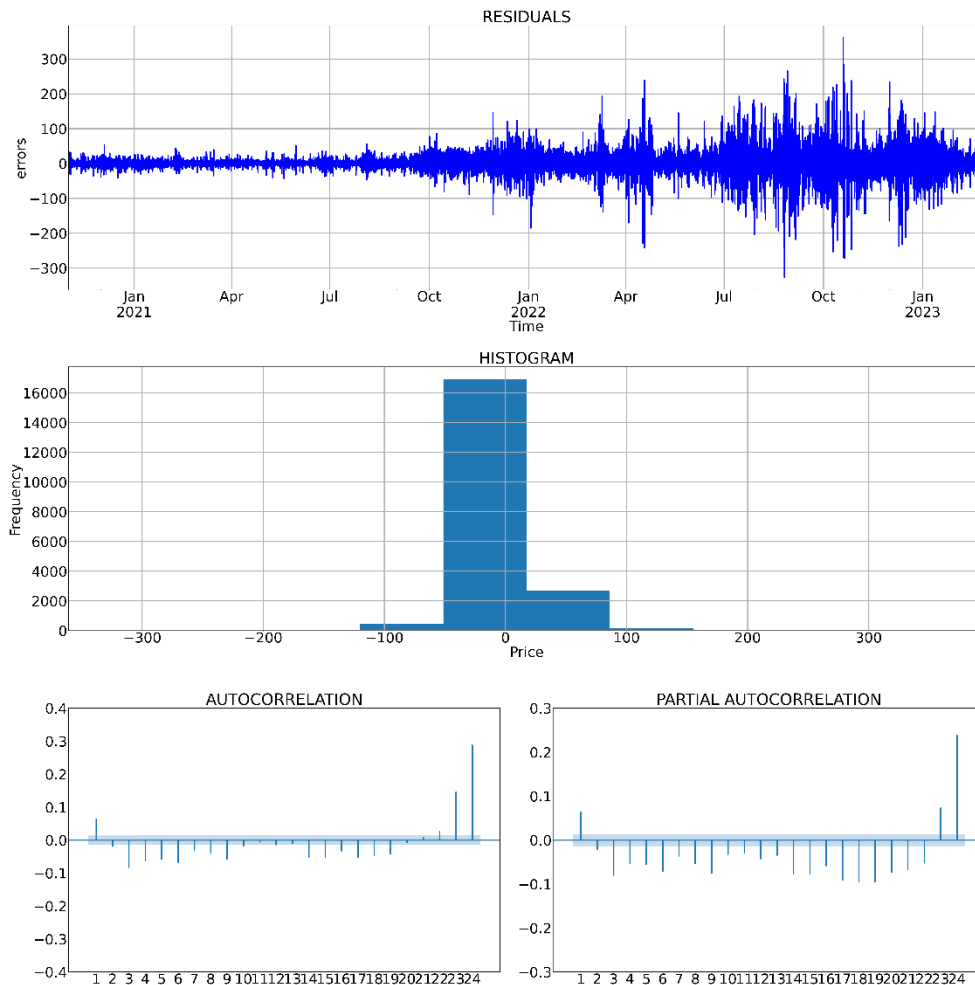
Παρατηρείται ότι η χρονοσειρά παρουσιάζει τάση και εποχικότητα, άρα το πρώτο βήμα που θα ακολουθηθεί είναι ο μετασχηματισμός της σε στάσιμη χρονοσειρά. Πραγματοποιώντας διαφορίση πρώτης τάξης και δωδέκατης τάξης η χρονοσειρά καθίσταται στάσιμη. Έτσι πλέον, μέσω της εξέτασης των διαγραμμάτων αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης (acf, pacf) βρέθηκαν οι τάξεις του μοντέλου ARIMA.



Εικόνα 21: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Από τα διαγράμματα ACF και PACF και για το κομμάτι των μη εποχικών παραμέτρων επιλέχθηκαν ως παράμετροι οι (4,1,4) μιας και θεωρείται ότι τέσσερα σημεία είναι εκτός των ορίων και στα δύο διαγράμματα ενώ πραγματοποιήθηκε μία διαφορίση. Για το εποχικό κομμάτι παρατηρείται ένα σημείο εκτός ορίων για την δωδεκάωρη εποχικότητα και παράλληλα, λόγω της μίας εποχικής διαφορίσης οι παράμετροι που επιλέχθηκαν είναι οι (1,1,1,12).

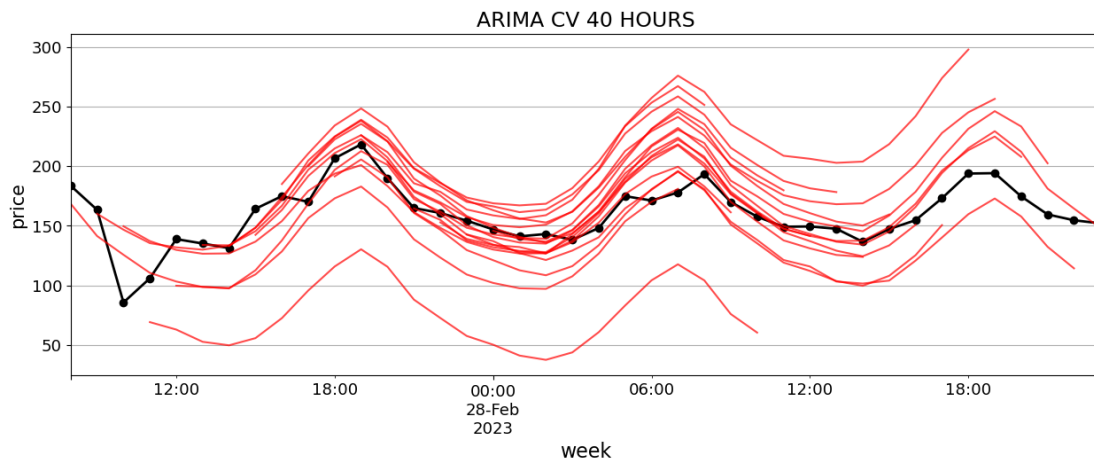
Έπειτα, με βάση τις παραπάνω παραμέτρους, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 22: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως παρατηρείται, και σε αυτό το μοντέλο η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Στο ιστόγραμμα παρατηρείται ότι η διασπορά έχει περιοριστεί σε σχέση με το προηγούμενο μοντέλο ακολουθώντας παρόμοια κατανομή. Τα διαγράμματα ACF και PACF εμφανίζουν αρνητικές αυτοσυσχετίσεις σχεδόν σε όλες τις υστερήσεις.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δόκιμης παρουσιάζεται παρακάτω.



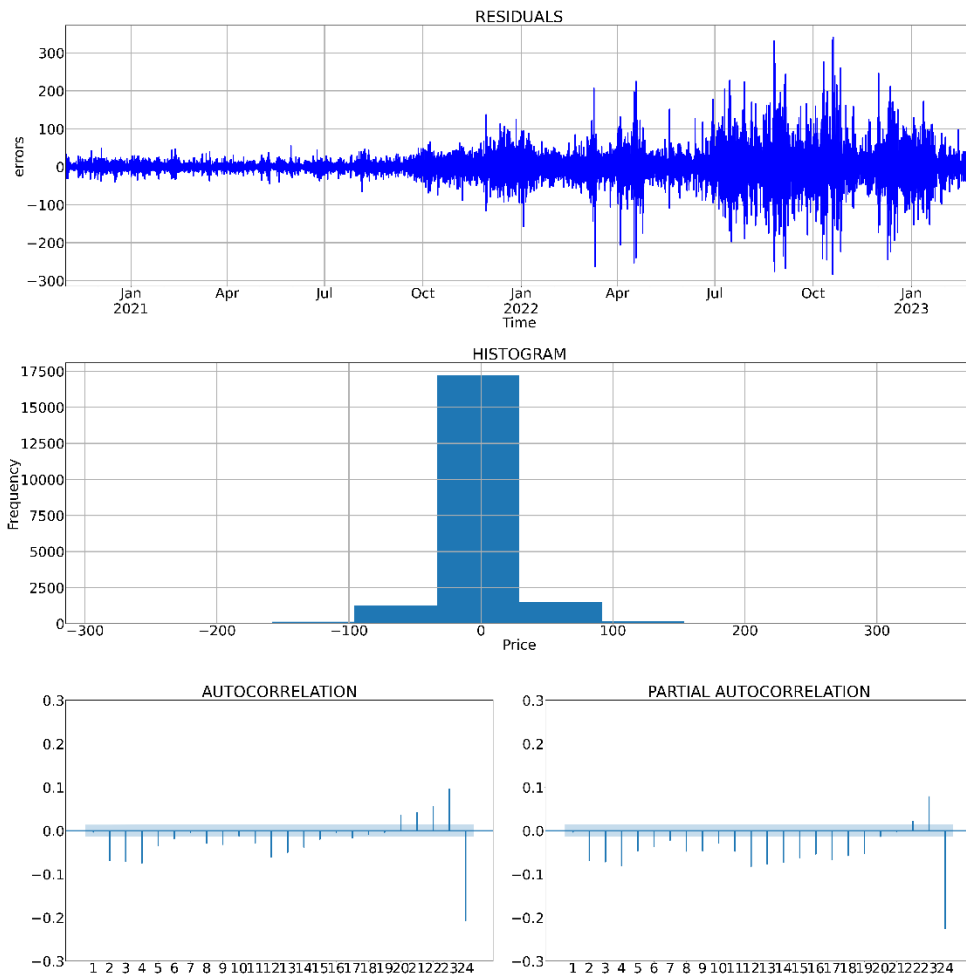
Εικόνα 23: διάγραμμα προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EpExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, το μοντέλο προσαρμόζεται στα δεδομένα, με εξαίρεση μια χρονική στιγμή που έχει αστοχήσει σημαντικά.

3.2.1.3. AutoARIMA μοντέλο σε ωριαία βάση

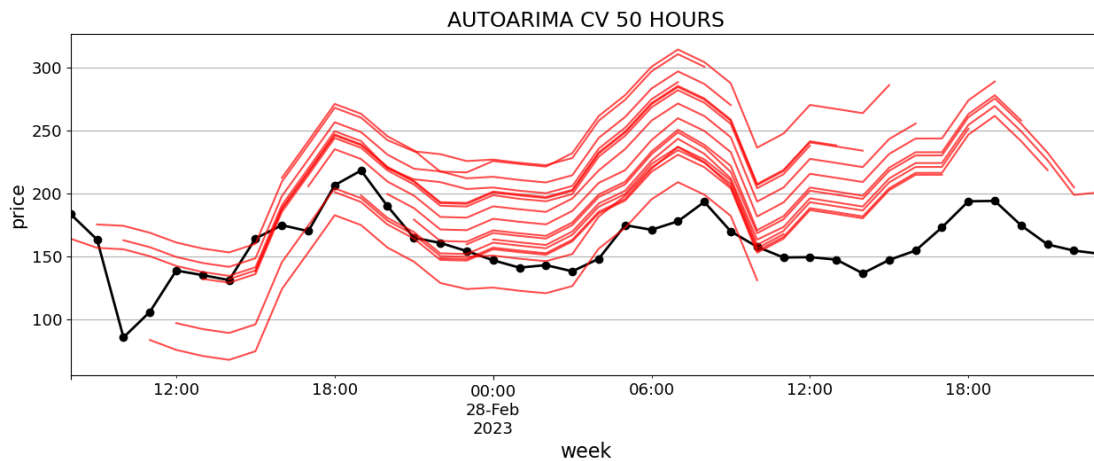
Οι τάξεις του μοντέλου που προτάθηκαν αυτόματα από τον αλγόριθμο AutoARIMA ήταν $(1,1,0)$ $(2,1,0,12)$. Παρατηρείται μεγάλη διαφορά στις παραμέτρους που εκτιμήθηκαν διαγραμματικά και στον αυτόματο υπολογισμό του προγράμματος. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος προτείνει ένα πιο απλό μοντέλο με μικρότερες παραμέτρους.

Η ανάλυση των καταλοίπων του μοντέλου παρουσιάζεται παρακάτω.



Εικόνα 24: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homerpage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Επιπλέον, το ιστόγραμμα ακολουθεί απόλυτα κανονική κατανομή τα διαγράμματα ACF και PACF εμφανίζουν αρνητικές αυτοσυσχετίσεις σχεδόν σε όλες τις υστερήσεις. Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

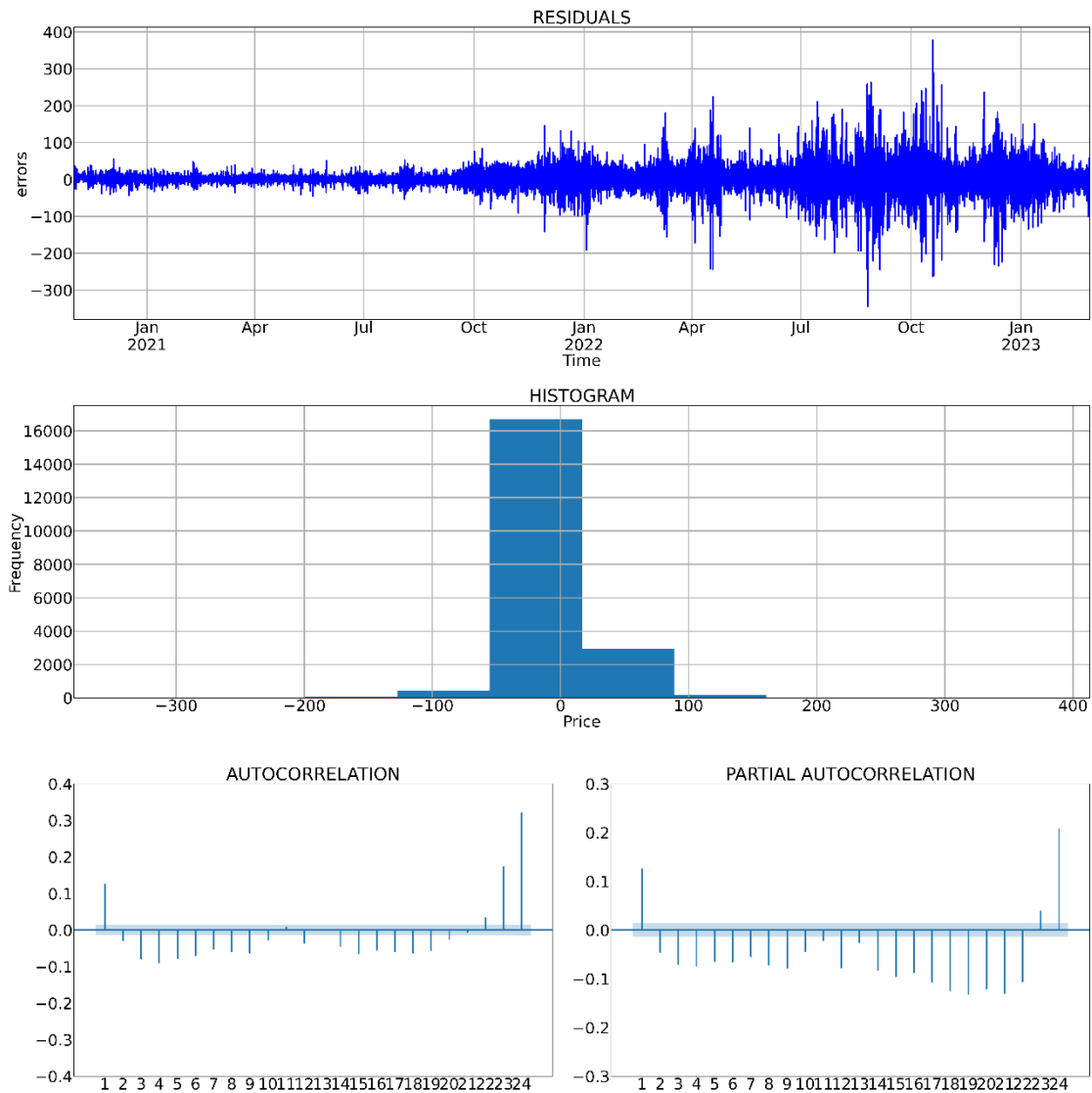


Εικόνα 25: διάγραμμα προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Οι τελικές προβλέψεις όμως δεν προσομοιάζονται με την ίδια ακρίβεια. Συγκεκριμένα, παρατηρείται μια υπερπρόβλεψη στα δεδομένα δοκιμής.

3.2.1.4. Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση

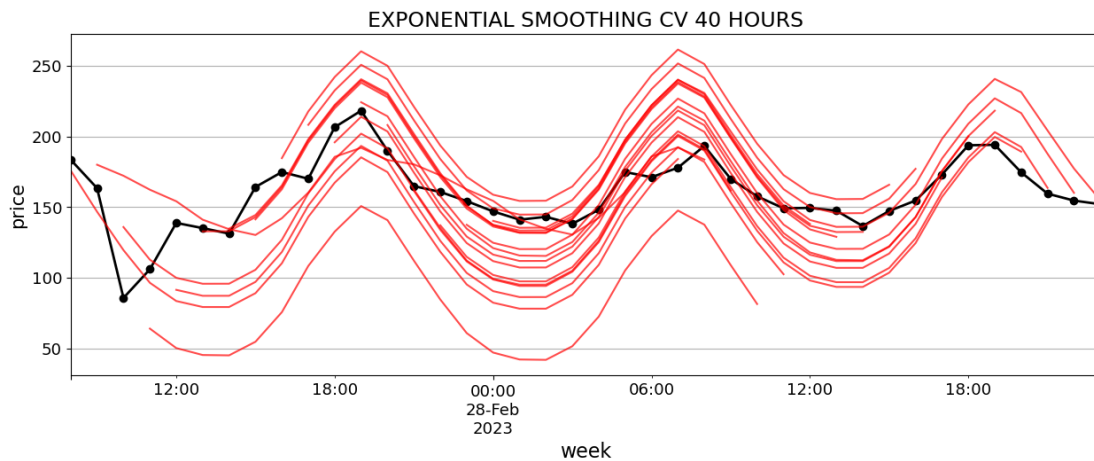
Για το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης, αρχικά επιλέχθηκε η μέθοδος της τριπλής εκθετικής εξομάλυνσης διότι παρουσιάζεται και τάση και εποχικότητα στα δεδομένα. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 26: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές ενώ στο ιστόγραμμα η διασπορά είναι αρκετά μικρή. Επιπλέον, παρατηρούνται στα διαγράμματα ACF και PACF αρνητικές συσχετίσεις στις περισσότερες υστερήσεις εκτός της δωδέκατης και εικοστής τέταρτης, όσο δηλαδή και η εποχικότητα που παρατηρείται.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

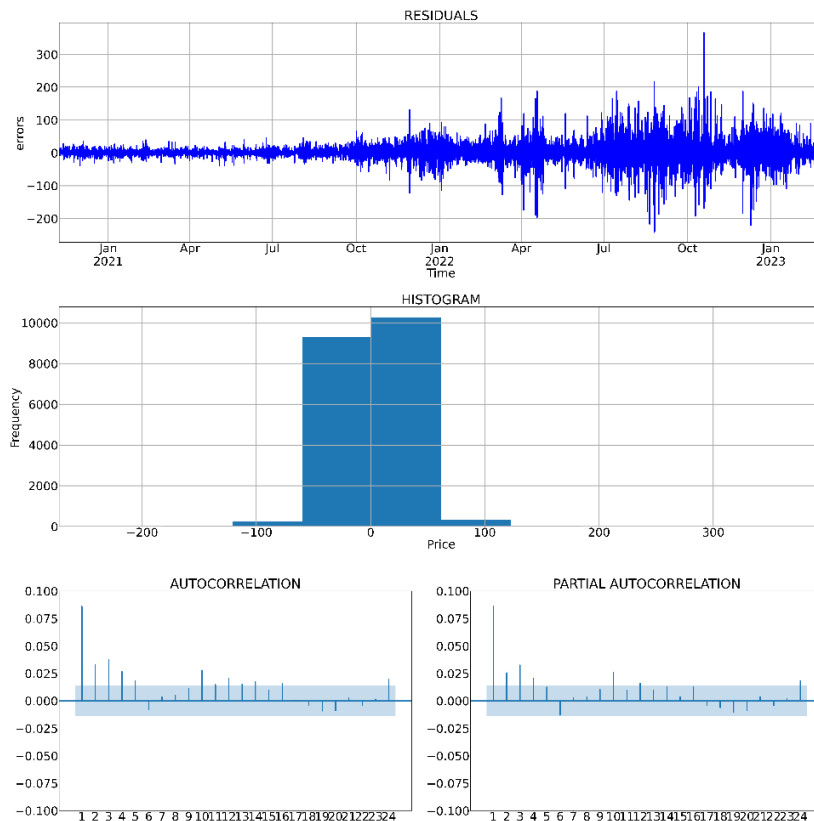


Εικόνα 27: διάγραμμα προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής.
 Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται ότι, το διάγραμμα είναι παρόμοιο με του μοντέλου ARIMA αλλά με σταθερότερη διακύμανση των προβλέψεων.

3.2.1.5. Νευρωνικά δίκτυα σε ωριαία βάση

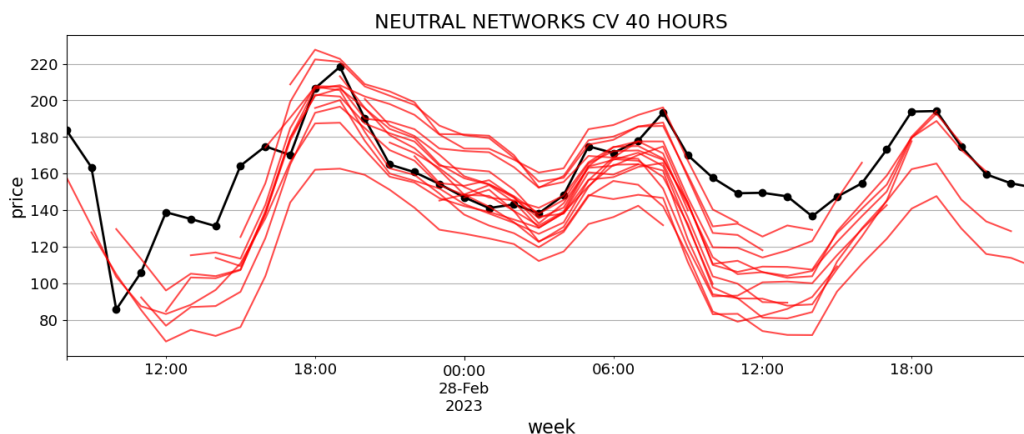
Για τη χρήση των νευρωνικών δικτύων και την επιλογή των ικανοποιητικών παραμέτρων, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος grid search κατά την οποία δοκιμάζονται ταυτόχρονα ένα πλήθος συνδυασμών παραμέτρων και τελικά επιλέγεται αυτός που ταιριάζει καλύτερα στα δεδομένα. Για τον σκοπό αυτό δημιουργήθηκε μια λίστα με τις πιθανές αρχιτεκτονικές του δικτύου. Συγκεκριμένα η λίστα με τις πιθανές αρχιτεκτονικές του δικτύου αποτελούνταν από τους συνδυασμούς με 1 κρυφό επίπεδο με 300 νευρώνες έως 500 νευρώνες με βήμα 100 για εξοικονόμηση χρόνου και 2 κρυφά επίπεδα με 300 νευρώνες και στα δύο έως 500 νευρώνες και στα δύο επίσης με βήμα 100. Επίσης, δοκιμάστηκαν διαφορετικά μεγέθη του παραθύρου και συγκεκριμένα δοκιμάστηκε μέγεθος ίσο με την εβδομαδιαία εποχικότητα που παρατηρείται διότι περιέχει και την 12ωρη δηλαδή 168 ώρες, διπλάσια του 168 και τριπλάσια. Τελικά, η αρχιτεκτονική του δικτύου που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα κρυφό επίπεδο με 500 νευρώνες και μέγεθος παραθύρου ίσο με 168. Σημειώνεται ότι, λόγω του χρόνου που απαιτείται δεν εξετάστηκαν περισσότεροι συνδυασμοί επιπέδων και νευρώνων. Σίγουρα μια αναλυτικότερη αλλά πιο χρονοβόρα έρευνα πάνω σε αυτό το κομμάτι θα παρουσίαζε αποδοτικότερα αποτελέσματα σχετικά με την επιλογή της αρχιτεκτονικής του δικτύου χωρίς όμως να αποκλίνει ιδιαίτερα από τα αποτελέσματα αυτής της διπλωματικής. Έπειτα, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του μοντέλου.



Εικόνα 28: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Το ιστόγραμμα παρουσιάζει αρκετά μικρή διασπορά. Τέλος, τα διαγράμματα ACF και PACF παρουσιάζουν δύο σημεία ελάχιστα εκτός ορίων με αποτέλεσμα να θεωρούνται σχεδόν αμελητέα.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

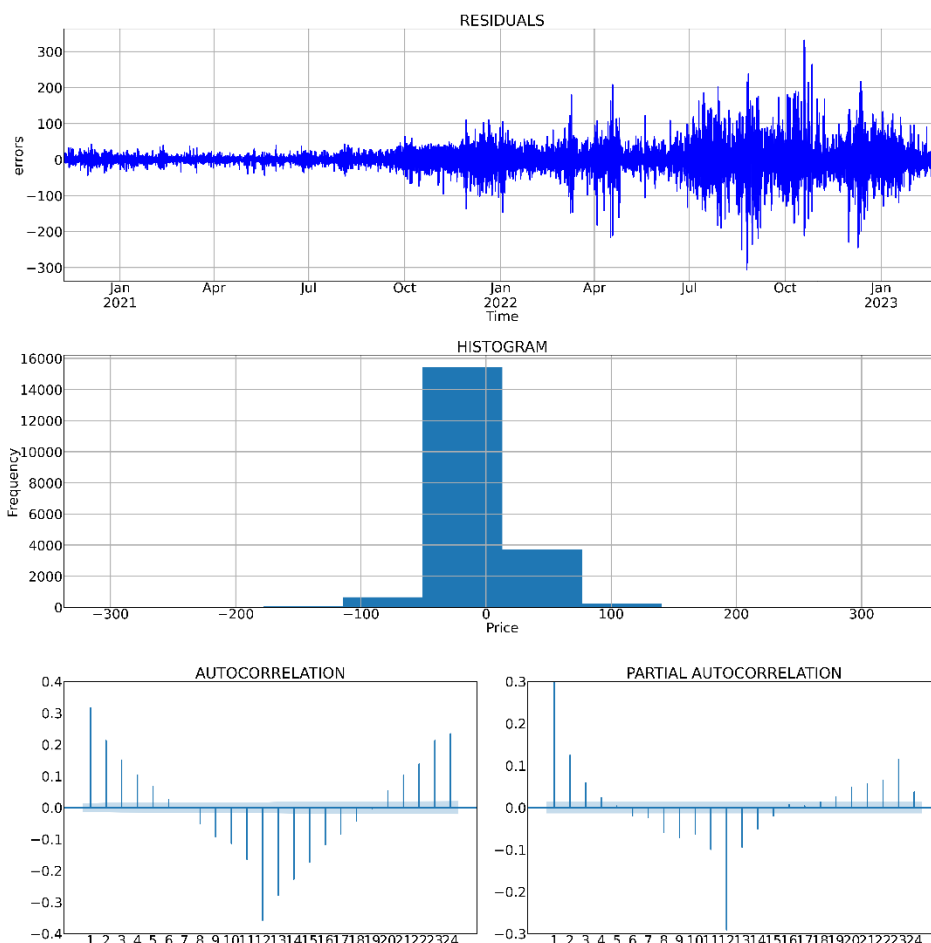


Εικόνα 29: διάγραμμα προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται μια υποπρόβλεψη σχετικά με τα πραγματικά δεδομένα δοκιμής και κυρίως στις πιο πρόσφατες τιμές.

3.2.1.6. Συνδυασμός μοντέλων σε ωριαία βάση

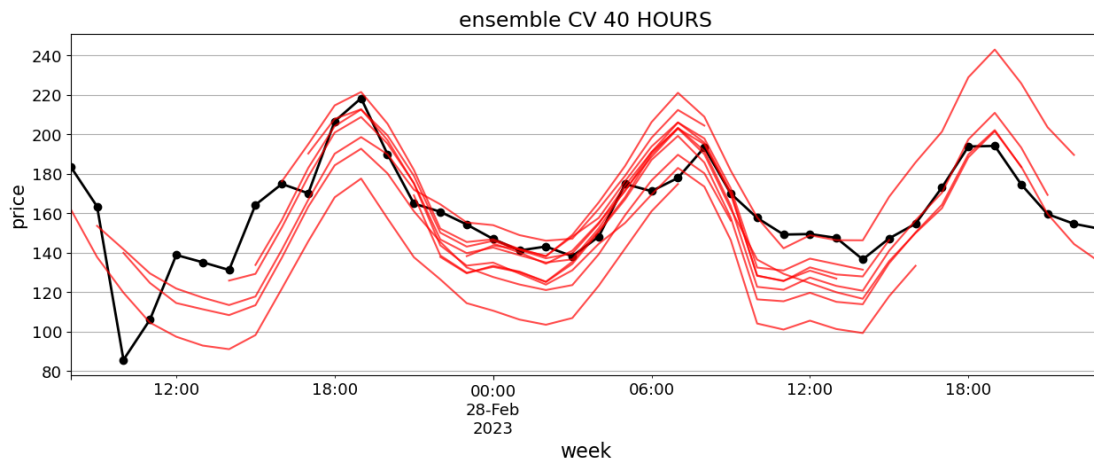
Για τον συνδυασμό των μοντέλων, αρχικά πραγματοποιήθηκε η εκτίμηση των καταλοίπων του.



Εικόνα 30: Διαγράμματα εκτίμησης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε ωριαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, στο διάγραμμα των καταλοίπων η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Στο διάγραμμα ACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση μειώνεται για έξι υστερήσεις κ έπειτα αυξάνεται αρνητικά για έξι υστερήσεις κ έπειτα επιστρέφει στην αρχική θέση. Αυτό δηλώνει ότι το μοντέλο δεν έχει προσαρμοστεί στα δεδομένα και υπάρχει πληροφορία που δεν την έχει λάβει υπόψιν του. Παρόμοια πορεία ακολουθεί και το διάγραμμα PACF.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

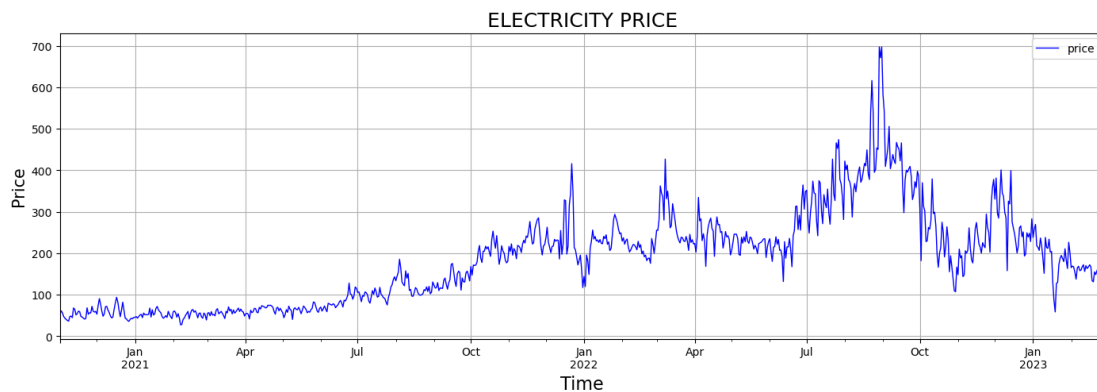


Εικόνα 31: Διάγραμμα προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε ωριαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται ότι οι προβλέψεις προσαρμόζονται με αρκετή ακρίβεια στα πραγματικά δεδομένα.

3.2.2. Πρόβλεψη σε ημερήσια βάση

Το διάγραμμα σε ημερήσια βάση παρουσιάζεται παρακάτω. Σε ημερήσια βάση παρατηρείται εποχικότητα κάθε επτά ημέρες. Τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στην προκειμένη περίπτωση ήταν 850. Έτσι, το μήκος του αρχικού παραθύρου για την μέθοδο cross validation ορίστηκε στα 800 στοιχεία. Ο οριζοντας πρόβλεψης κάθε παραθύρου ορίστηκε στα 7 στοιχεία με βήμα ένα στοιχείο ώστε να αποτυπωθεί η εβδομαδιαία εποχικότητα που εμφανίζεται.

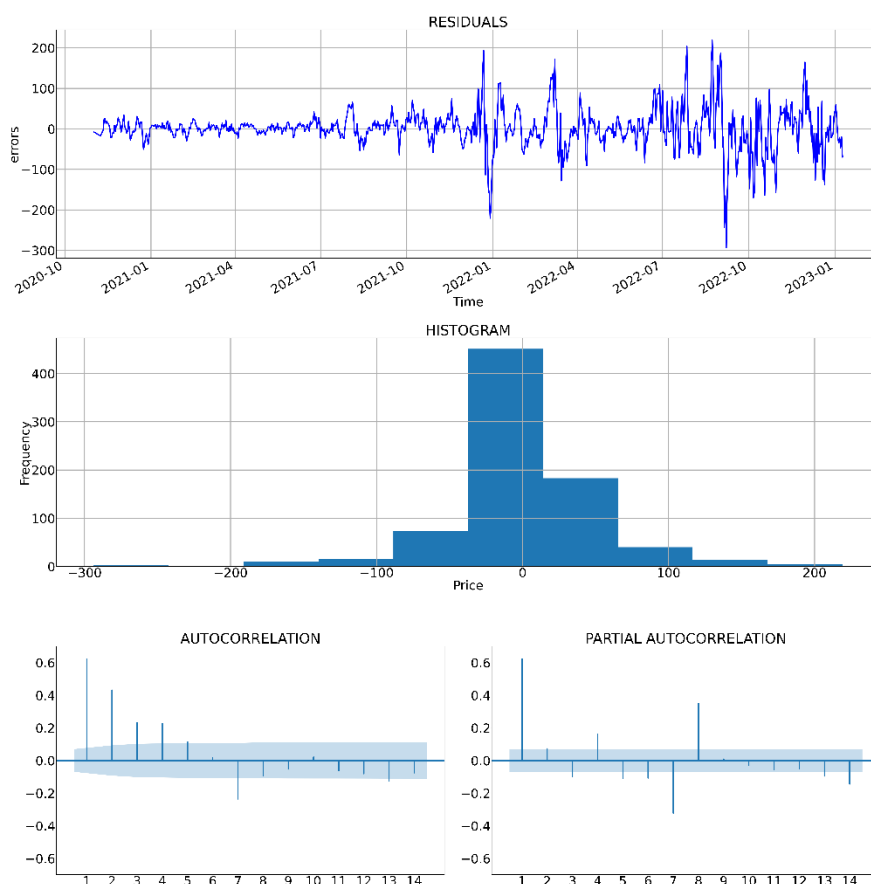


Εικόνα 32: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε ημερήσια βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

3.2.2.1. Εποχικό αφελές μοντέλο σε ημερήσια βάση

Εφόσον παρατηρείται εποχικότητα, σαν πρώτο μοντέλο θα χρησιμοποιηθεί το εποχικό αφελές μοντέλο αντί του απλού αφελούς, με 7ήμερη εποχικότητα.

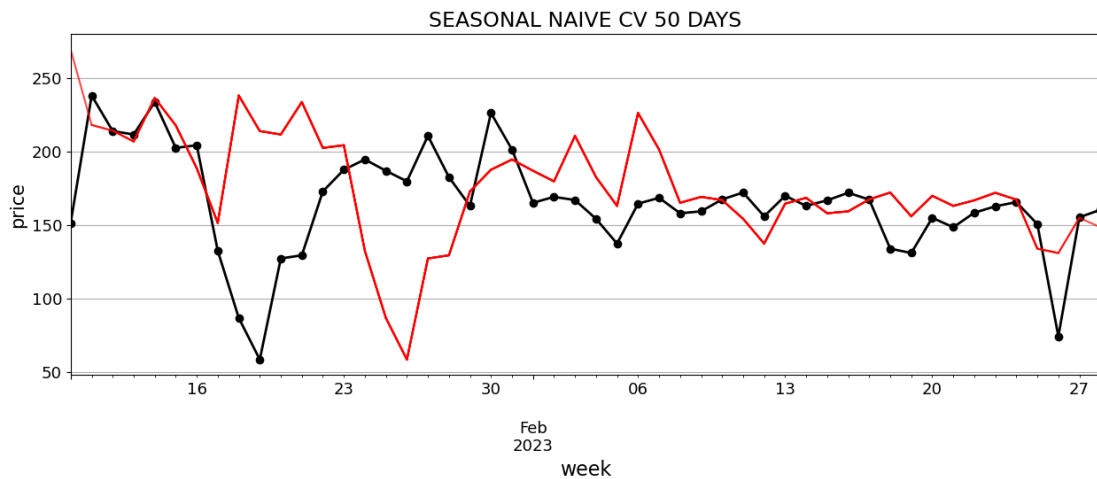
Αρχικά, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 33: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων εποχικού αφελούς μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homperage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, στο διάγραμμα των καταλοίπων η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές όπως αντίστοιχα και στα ωριαία δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο δεν καταφέρνει να προσαρμοστεί στις πρόσφατες αυξήσεις του ηλεκτρικού ρεύματος. Επίσης, στο ιστόγραμμα παρατηρείται μια σημαντική διασπορά αν και παρουσιάζεται σε μικρή συχνότητα. Στο διάγραμμα ACF παρατηρείται υψηλή αυτοσυσχέτιση στις πρώτες υστερήσεις η οποία μειώνεται στις επόμενες. Εξάιρεση αποτελεί η έβδομη υστέρηση κατά την οποία η αυτοσυσχέτιση είναι αυξημένη λόγω της εποχικότητας που παρατηρείται. Στο διάγραμμα PACF η αυτοσυσχέτιση είναι υψηλή για την πρώτη υστέρηση και για την έβδομη το οποίο αποτυπώνει την εβδομαδιαία εποχικότητα και την υψηλή συσχέτιση που παρουσιάζει μια τιμή με την προηγούμενη.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

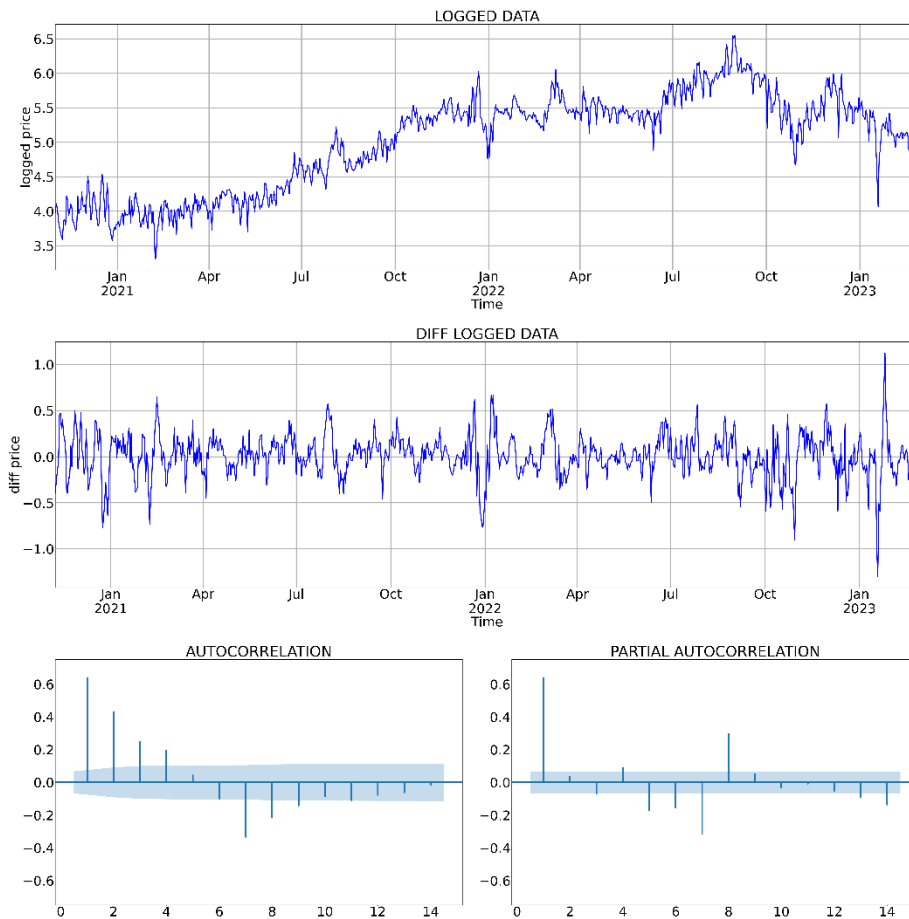


Εικόνα 34: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων εποχικού αφελοούς μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται ότι, οι προβλέψεις ταυτίζονται μεταξύ τους. Επιπλέον, η χρονοσειρά των προβλέψεων ακολουθεί την ίδια πορεία με την χρονοσειρά των δοκιμών μετατοπισμένη κατά 7 βήματα μπροστά, όσο και η εποχικότητα.

3.2.2.2. ARIMA μοντέλο σε ημερήσια βάση

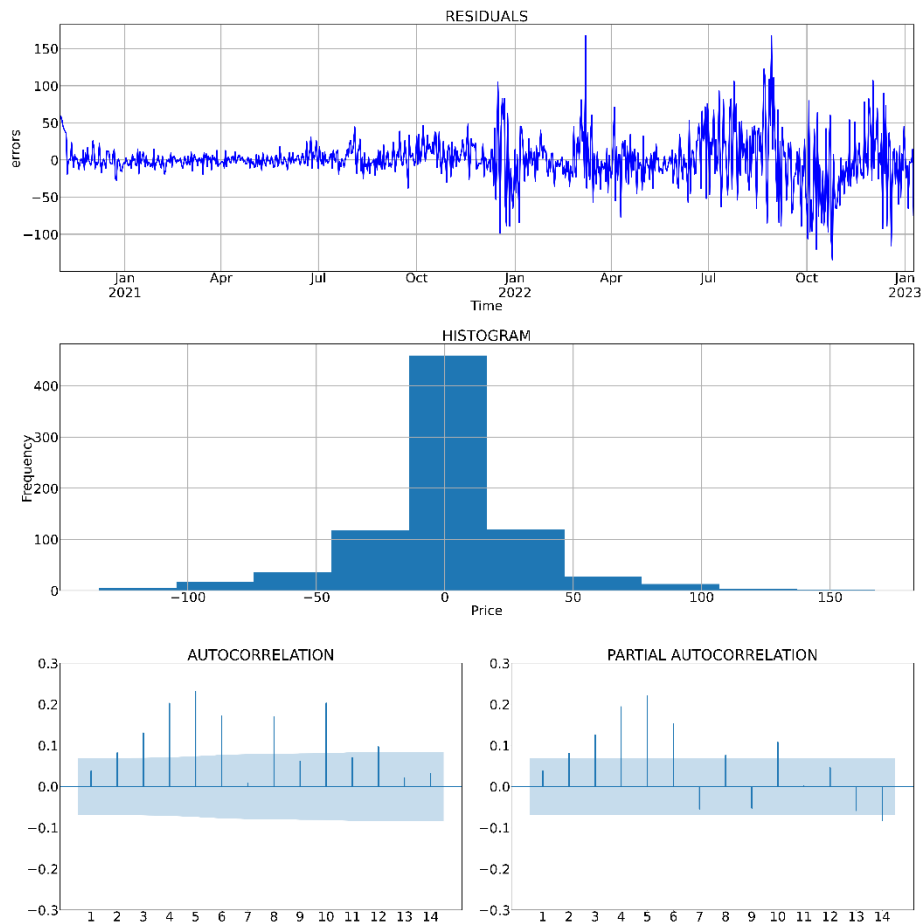
Και σε αυτή την περίπτωση, η χρονοσειρά παρουσιάζει τάση και εποχικότητα, άρα το πρώτο βήμα που θα ακολουθηθεί είναι ο μετασχηματισμός της σε στάσιμη χρονοσειρά. Πραγματοποιώντας λογαρίθμηση, τα δεδομένα πλησιάζουν περισσότερο στην μέση τιμή. Παρόλα αυτά η τάση είναι εμφανής. Έτσι πραγματοποιήθηκε επιπλέον, διαφορίση έβδομης τάξης, όσο και η εποχικότητα, και η χρονοσειρά έγινε στάσιμη. Έτσι πλέον, μέσω της εξέτασης των διαγραμμάτων ACF και PACF βρέθηκαν οι τάξεις του μοντέλου ARIMA.



Εικόνα 35: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Για το κομμάτι των μη εποχικών τάξεων επιλέχθηκε ο συνδυασμός (0,0,4) μιας και θεωρείται ότι τέσσερα σημεία είναι εκτός των ορίων στο διάγραμμα ACF, ενώ δεν πραγματοποιήθηκε επιπλέον διαφορίση. Για το εποχικό κομμάτι, παρατηρείται ένα σημείο εκτός ορίων για την εβδομαδιαία εποχικότητα στο διάγραμμα ACF και παράλληλα, λόγω της μίας εποχικής διαφορίσης οι τάξεις που επιλέχθηκαν είναι οι (0,1,1,7). Στο παράρτημα 3 παρουσιάζεται η έκθεση με τα τελικά αποτελέσματα του μοντέλου ARIMA που χρησιμοποιήθηκε.

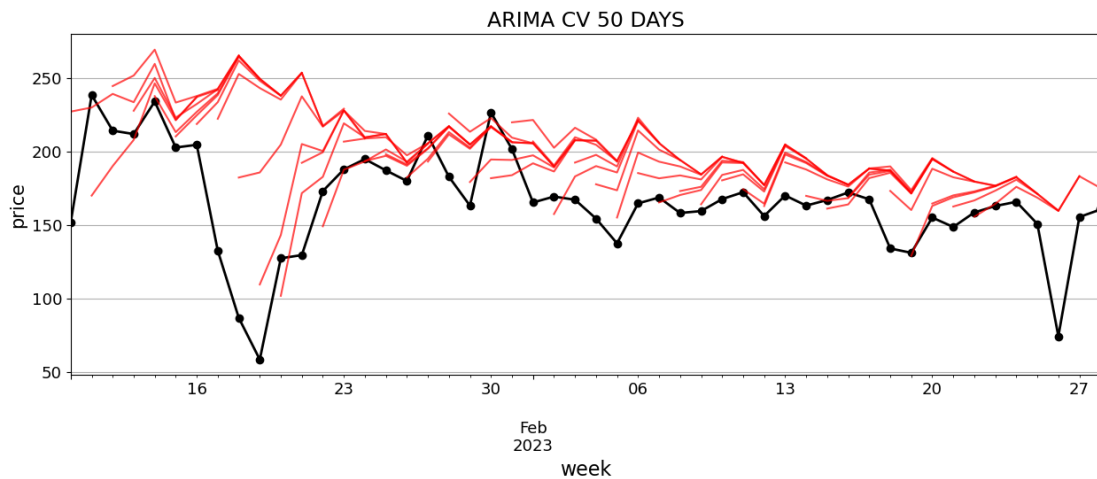
Επίσης, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 36: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως παρατηρείται, και σε αυτό το μοντέλο η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Στο ιστόγραμμα παρατηρείται ότι η διασπορά έχει περιοριστεί σε σχέση με το προηγούμενο μοντέλο. Τέλος τα διαγράμματα ACF και PACF παρουσιάζουν ορισμένα σημεία εκτός ορίων διότι υπάρχει πληροφορία στην χρονοσειρά που δεν την αξιοποιεί το μοντέλο με τις συγκεκριμένες παραμέτρους.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

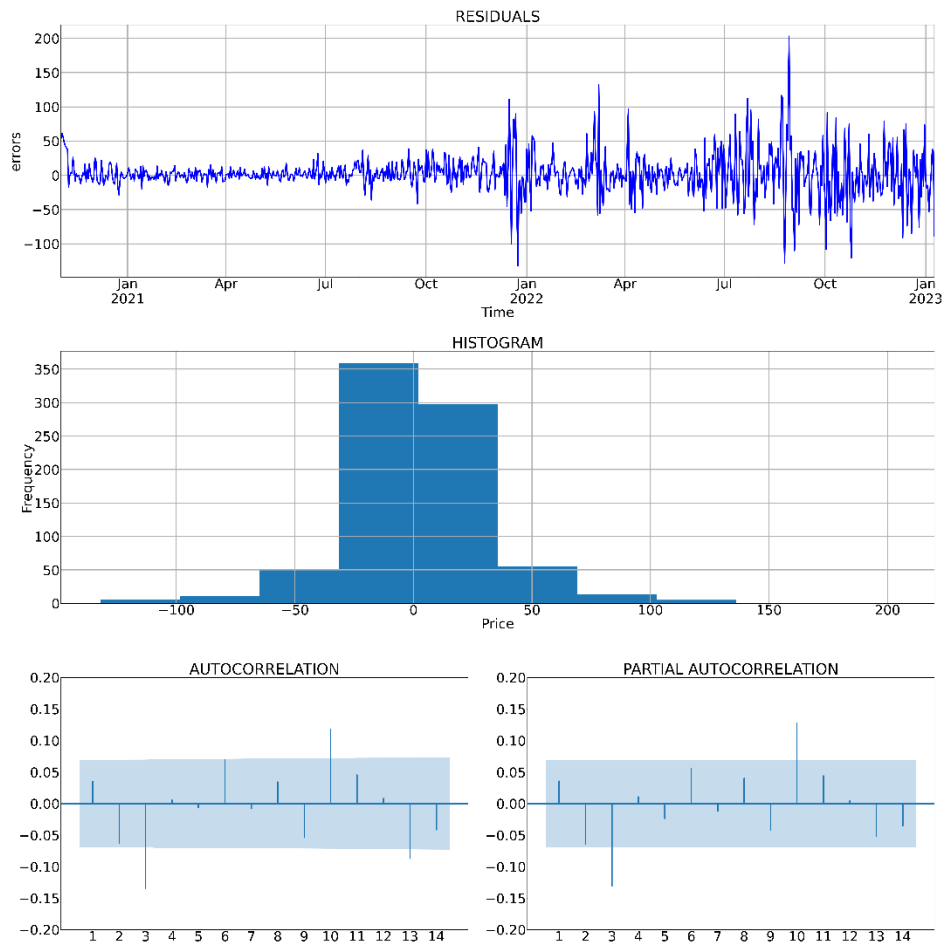


Εικόνα 37: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής.
 Πηγή: (homerage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Εμφανίζεται μια υπερπρόβλεψη των μελλοντικών τιμών από το παρόν μοντέλο ακολουθώντας το μοτίβο των πραγματικών τιμών.

3.2.2.3. AutoARIMA μοντέλο σε ημερήσια βάση

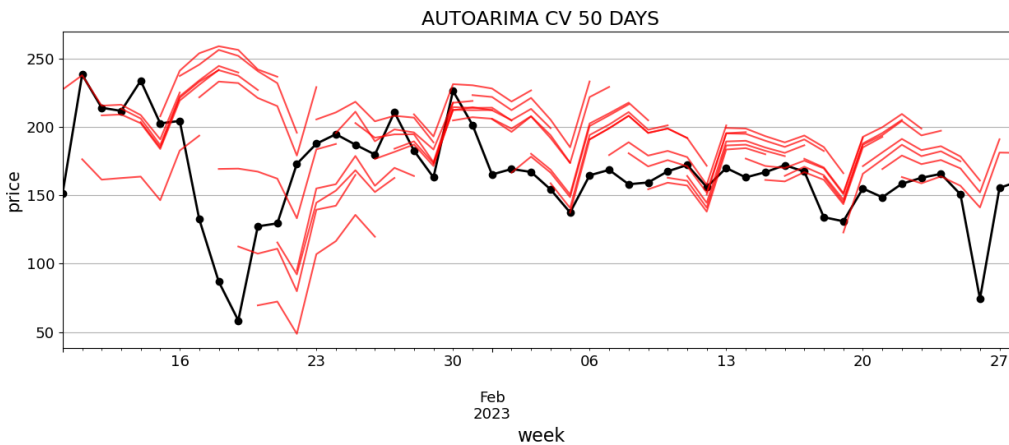
Για το AutoARIMA μοντέλο, αρχικά πραγματοποιήθηκε η εκτίμηση των παραμέτρων του. Οι παράμετροι υπολογίζονται αυτόματα και τα τελικά αποτελέσματα ήταν $(2,0,2)$ $(2,1,2,7)$. Παρατηρείται μεγάλη διαφορά στις παραμέτρους που εκτιμήθηκαν διαγραμματικά και στον αυτόματο υπολογισμό του προγράμματος. Η ανάλυση των καταλοίπων του μοντέλου παρουσιάζεται παρακάτω. Στο παράρτημα 4 παρουσιάζεται η έκθεση με τα τελικά αποτελέσματα του μοντέλου AutoARIMA που χρησιμοποιήθηκε.



Εικόνα 38: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Το ιστόγραμμα παρουσιάζει παρόμοια διασπορά με του ARIMA μοντέλου. Τέλος, τα διαγράμματα ACF και PACF παρουσιάζουν δύο σημεία ελάχιστα εκτός ορίων και συγκεκριμένα, στην τρίτη υστέρηση από την αρχή και την έβδομη που αντιστοιχεί στην υστέρηση της εποχικότητας, με αποτέλεσμα να θεωρούνται σχεδόν αμελητέα.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

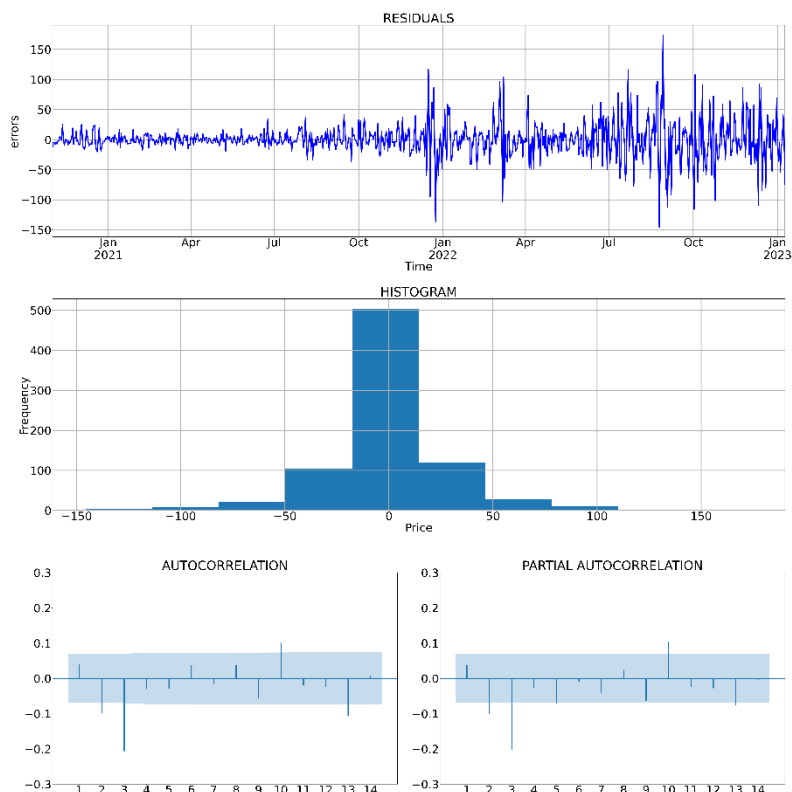


Εικόνα 39: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, εμφανίζεται μια υπερπρόβλεψη των μελλοντικών τιμών από το παρόν μοντέλο ακολουθώντας το μοτίβο των πραγματικών τιμών.

3.2.2.4. Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση

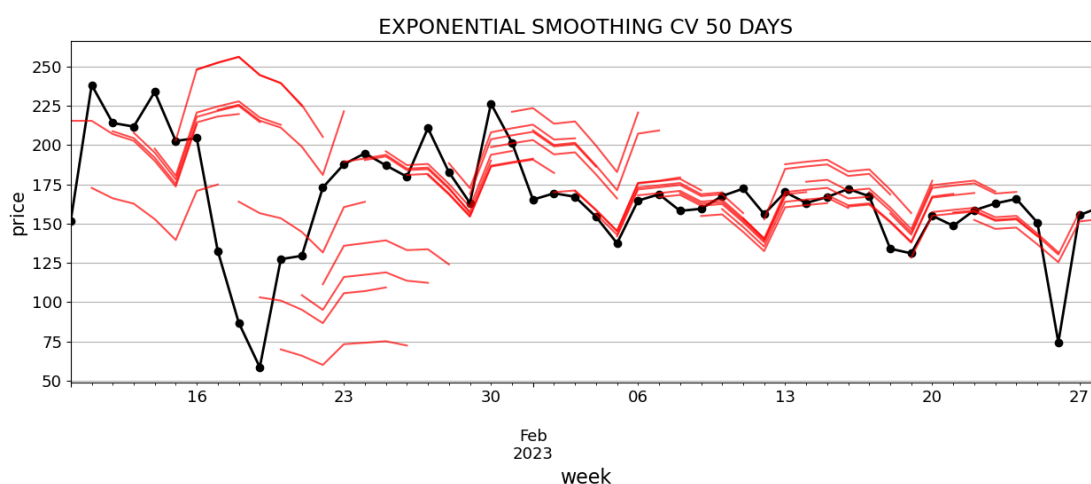
Για το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης, αρχικά επιλέχθηκε η μέθοδος της τριπλής εκθετικής εξομάλυνσης διότι παρουσιάζεται και τάση και εποχικότητα στα δεδομένα. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 40: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές και το ιστόγραμμα παρουσιάζει μικρή διασπορά. τα διαγράμματα ACF και PACF παρουσιάζουν δύο σημεία ελάχιστα εκτός ορίων και συγκεκριμένα, στην τρίτη υστέρηση από την αρχή και την έβδομη που αντιστοιχεί στην υστέρηση της εποχικότητας, με αποτέλεσμα να θεωρούνται σχεδόν αμελητέα.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

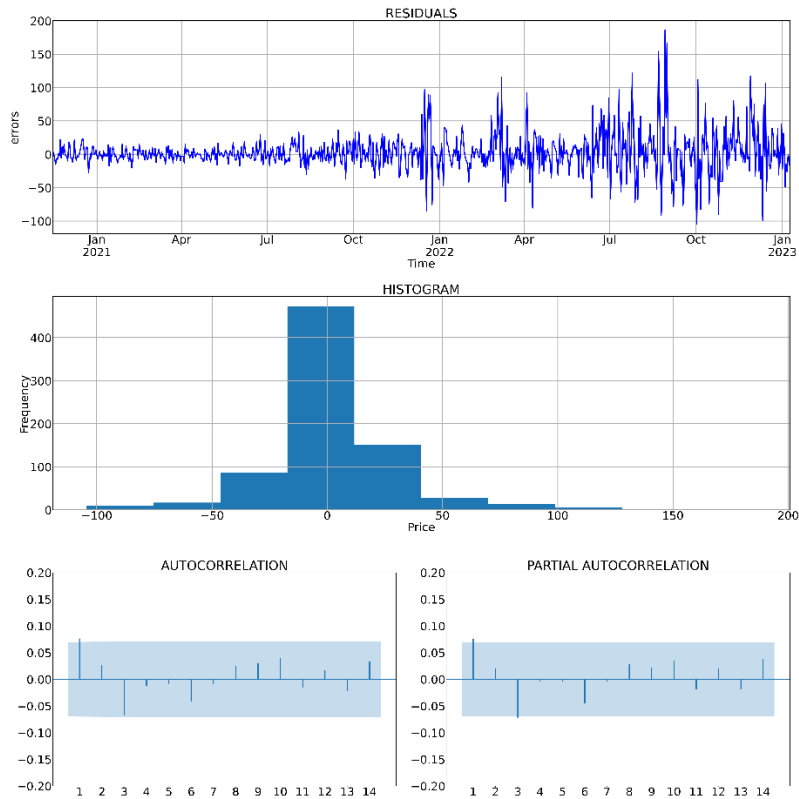


Εικόνα 41: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, στην αρχή η προβλέψεις είναι άστοχες. Όμως, στις πιο πρόσφατες τιμές, προσαρμόζονται με αρκετή ακρίβεια στις πραγματικές τιμές.

3.2.2.5. Νευρωνικά δίκτυα σε ημερήσια βάση

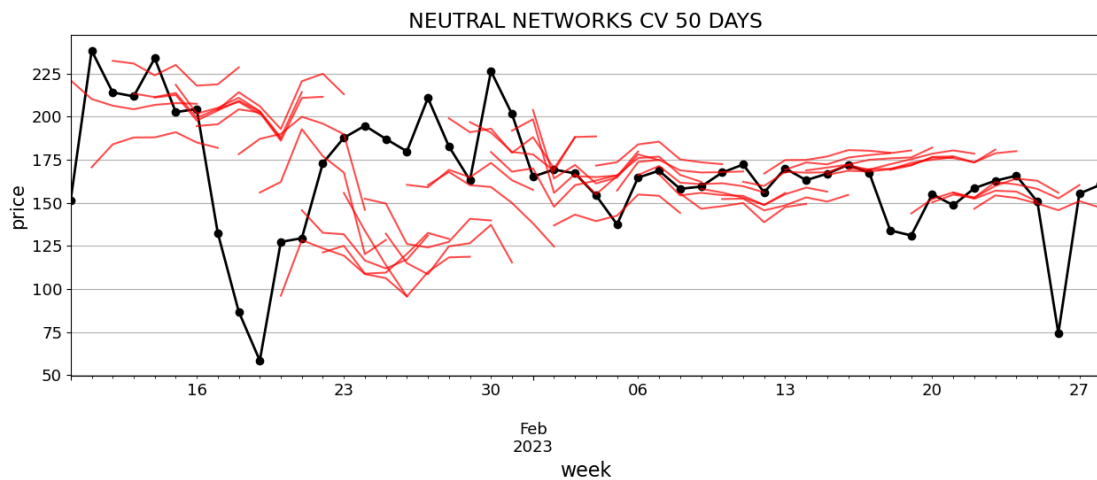
Για την χρήση των νευρωνικών δικτύων και την επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος grid search που αναφέρθηκε και παραπάνω. Η λίστα με τις πιθανές αρχιτεκτονικές του δικτύου αποτελούνταν από τους συνδυασμούς με 1 κρυφό επίπεδο με 10 νευρώνες έως 119 νευρώνες με βήμα 10 για εξοικονόμηση χρόνου και 2 κρυφά επίπεδα με 10 νευρώνες και στα δύο έως 119 νευρώνες και στα δύο επίσης με βήμα δέκα. Επίσης, δοκιμάστηκαν διαφορετικά μεγέθη του παραθύρου και συγκεκριμένα δοκιμάστηκε μέγεθος ίσο με την εβδομαδιαία εποχικότητα που παρατηρείται δηλαδή 7, διπλάσια και τριπλάσια. Τελικά, η αρχιτεκτονική του δικτύου που χρησιμοποιήθηκε ήταν δύο κρυφά επίπεδα, το πρώτο με 20 νευρώνες και το δεύτερο με 30 και επιπλέον με μέγεθος παραθύρου ίσο με 14. Έπειτα, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του μοντέλου.



Εικόνα 42: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές και το ιστόγραμμα παρουσιάζει μικρή διασπορά. Στα διαγράμματα ACF και PACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση για κάθε υστέρηση βρίσκεται εντός των ορίων.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

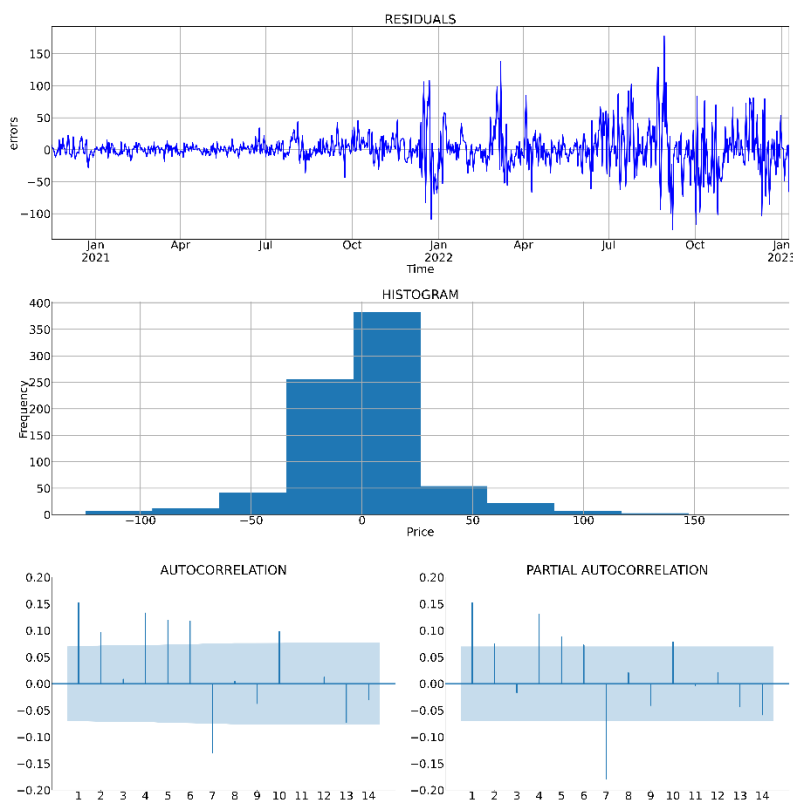


Εικόνα 43: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Οι προβλέψεις είναι ικανοποιητικές, μολονότι το μοντέλο δεν προβλέπει τις έντονες διακυμάνσεις στα δεδομένα δοκιμής.

3.2.2.6. Συνδυασμός μοντέλων σε ημερήσια βάση

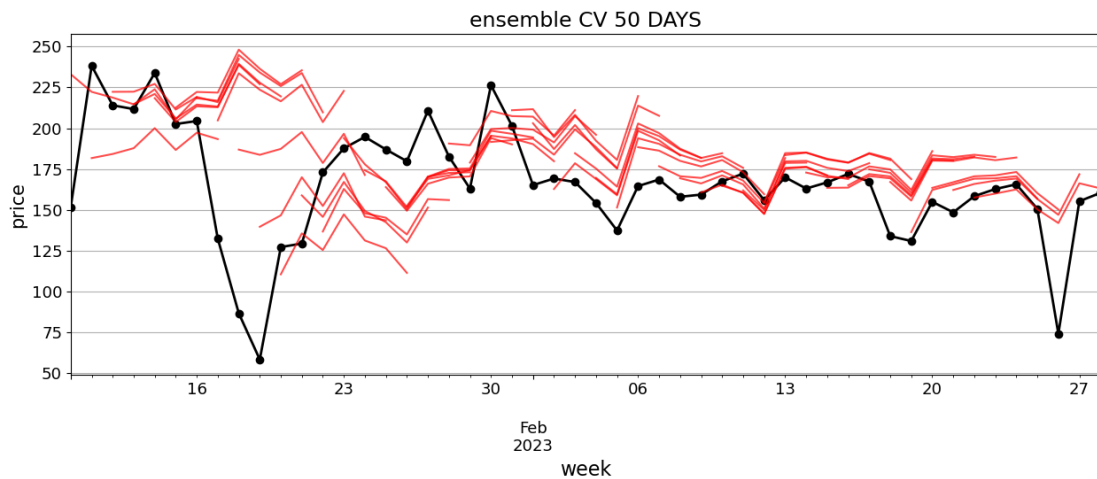
Ο συνδυασμός των μοντέλων αποτελείται από τα πέντε παραπάνω μοντέλα. Έτσι, αρχικά πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 44: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε ημερήσια βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως παρατηρείται, και σε αυτό το μοντέλο η διακύμανση αυξάνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Στο ιστόγραμμα παρατηρείται ότι η διασπορά έχει περιοριστεί σε σχέση με το προηγούμενο μοντέλο. Τέλος τα διαγράμματα ACF και PACF παρουσιάζουν ορισμένα σημεία εκτός ορίων διότι υπάρχει πληροφορία στην χρονοσειρά που δεν την αξιοποιεί το μοντέλο.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

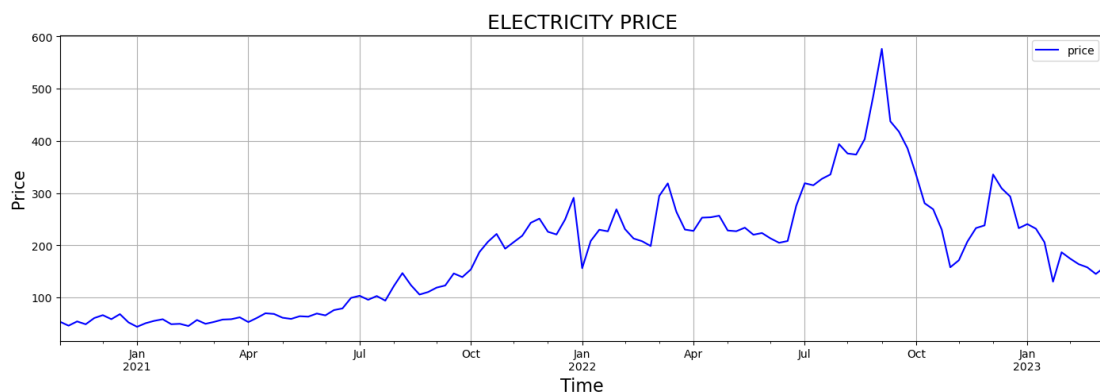


Εικόνα 45: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε ημερήσια βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, και σε αυτήν την περίπτωση εμφανίζεται υπερπρόβλεψη των τιμών σε σχέση με τις πραγματικές.

3.2.3. Πρόβλεψη σε εβδομαδιαία βάση

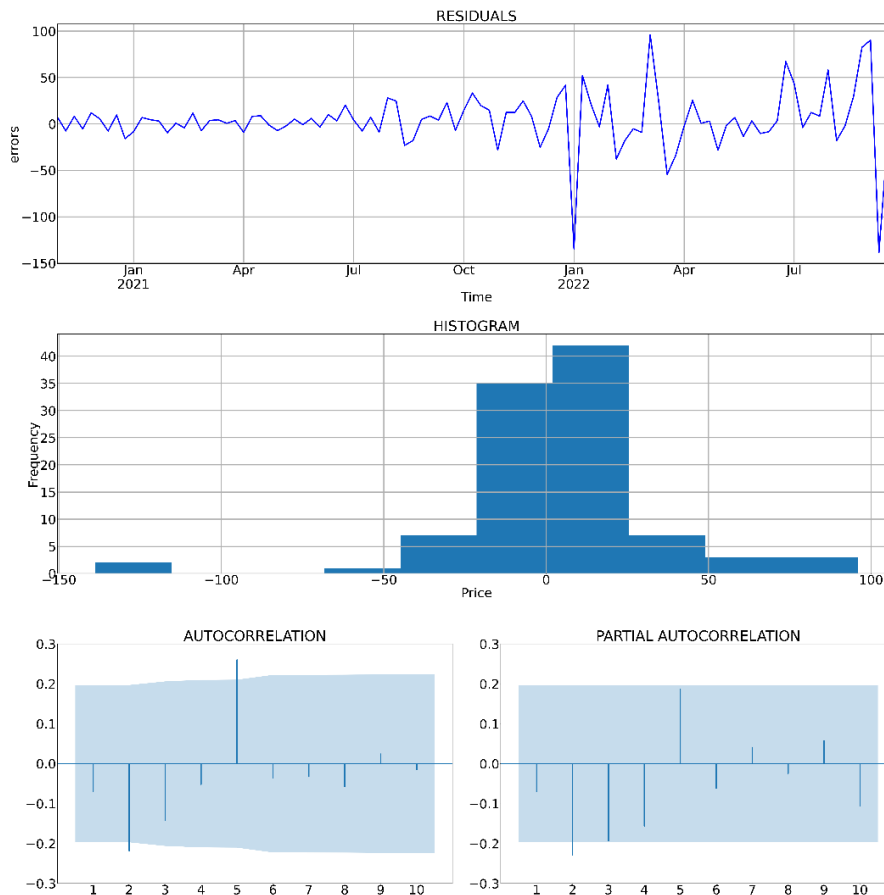
Το διάγραμμα σε εβδομαδιαία βάση παρουσιάζεται παρακάτω. Σε εβδομαδιαία βάση δεν παρατηρείται κάποια εποχικότητα και για αυτό θα χρησιμοποιηθεί το αφελές μοντέλο. Τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν στην προκειμένη περίπτωση ήταν 123. Έτσι το μήκος του αρχικού παραθύρου για την μέθοδο cross validation ορίστηκε στα 100 στοιχεία. Ο ορίζοντας πρόβλεψης κάθε παραθύρου ορίστηκε στο ένα στοιχείο μιας και η πρόβλεψη πέρα της μίας εβδομάδος δεν θα ωφελήσει.



Εικόνα 46: Διάγραμμα τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε εβδομαδιαία βάση στην αγορά επόμενης ημέρας. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

3.2.3.1. Αφελές μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση

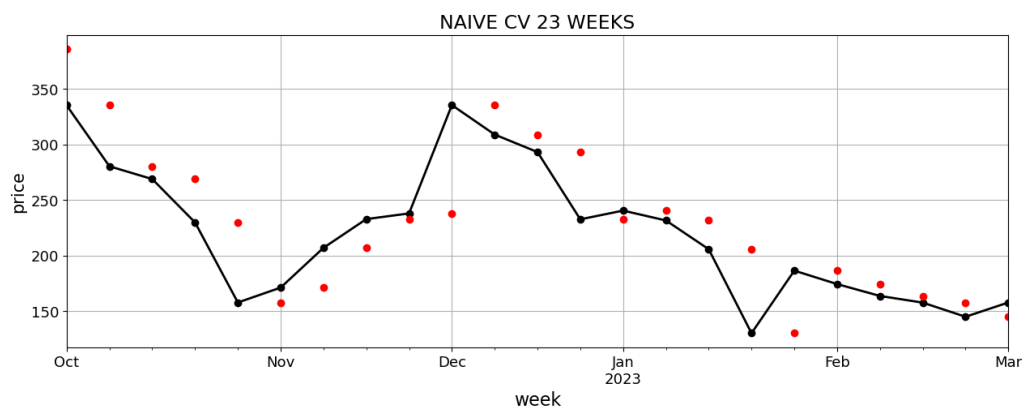
Για το αφελές μοντέλο, αρχικά πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 47: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων αφελούς μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται στο διάγραμμα καταλοίπων, η διακύμανση είναι σταθερή και η μέση τιμή γύρω από το μηδέν. Επιπλέον, στα διαγράμματα acf και pacf παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση για κάθε υστέρηση βρίσκεται εντός των ορίων.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

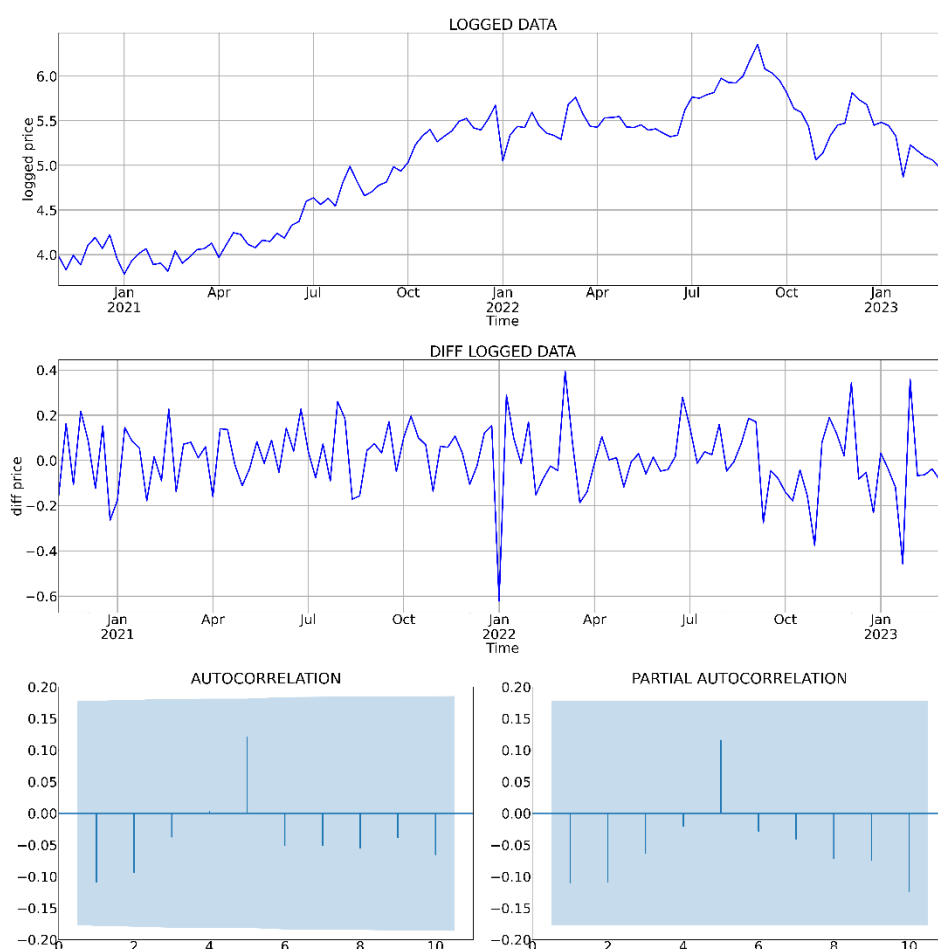


Εικόνα 48: Διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων αφελούς μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται ότι οι προβλέψεις είναι για μία εβδομάδα μπροστά επομένως, αποτυπώνονται ως σημείο. Πρακτικά, η χρονοσειρά των προβλέψεων είναι η χρονοσειρά των πραγματικών δεδομένων μετατοπισμένη κατά μία μονάδα μπροστά.

3.2.3.2. ARIMA μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση

Σε αυτή την περίπτωση, η χρονοσειρά παρουσιάζει τάση, άρα το πρώτο βήμα που θα ακολουθηθεί είναι ο μετασχηματισμός της σε στάσιμη χρονοσειρά. Πραγματοποιώντας λογαρίθμηση τα δεδομένα πλησιάζουν περισσότερο στην μέση τιμή. Παρόλα αυτά η τάση είναι εμφανής. Έτσι πραγματοποιήθηκε επιπλέον, διαφορίση πρώτης τάξης, και η χρονοσειρά καθίσταται στάσιμη.

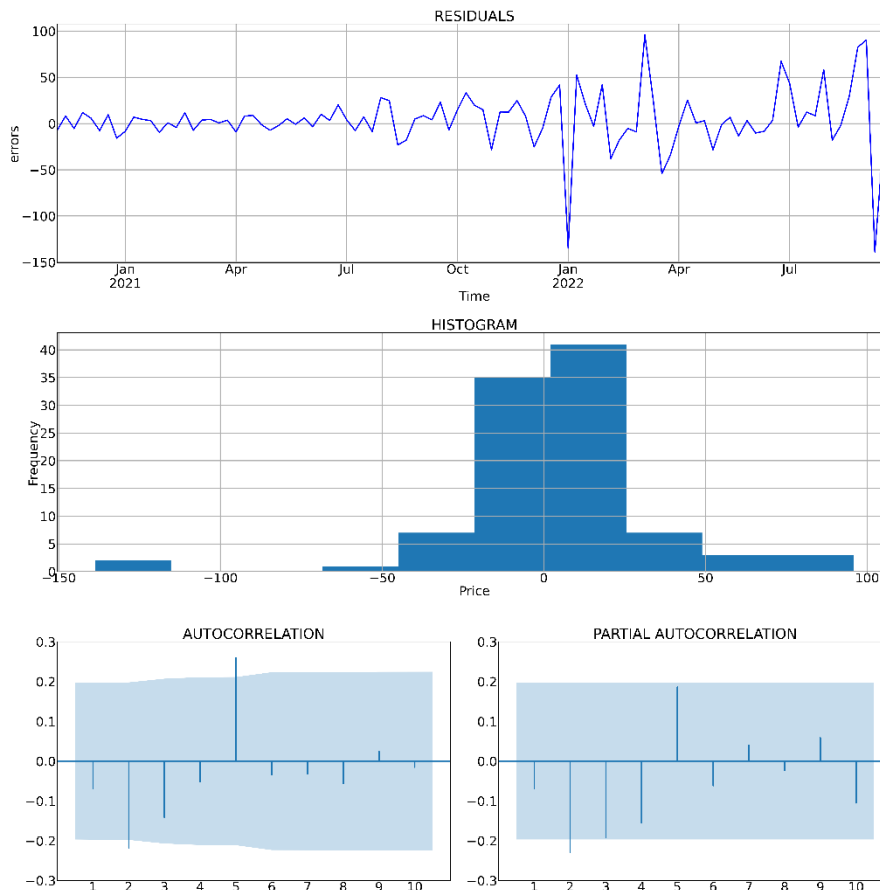


Εικόνα 49: Διαγράμματα εκτίμησης παραμέτρων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Έτσι πλέον, μέσω της εξέτασης των διαγραμμάτων αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης (acf, pacf) βρέθηκαν οι τάξεις του μοντέλου ARIMA ως (0,1,0) μιας και δεν εμφανίζονται ιδιαίτερες αυτοσυσχετίσεις στις υστερήσεις των διαγραμμάτων. Έτσι, συμπεραίνεται ότι η χρονοσειρά είναι παρόμοια με του τυχαίου περιπάτου (Random Walk) δηλαδή εμφανίζεται μικρή εξάρτηση της προηγούμενης τιμής με την

επόμενη. Στο παράρτημα 5 παρουσιάζεται η έκθεση με τα τελικά αποτελέσματα του μοντέλου ARIMA που χρησιμοποιήθηκε.

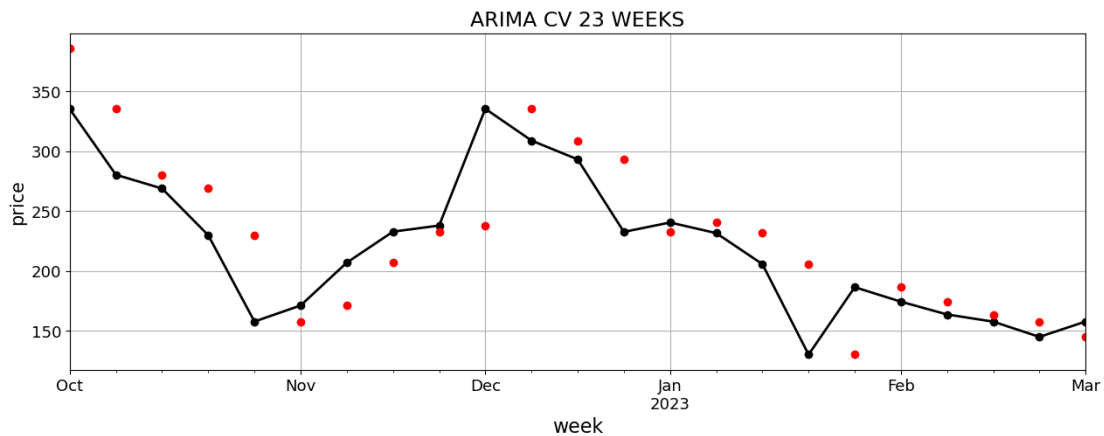
Έπειτα, με βάση τις παραπάνω παραμέτρους, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 50: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Παρατηρείται ότι, εφόσον η χρονοσειρά αντιστοιχεί σε τυχαίο περίπατο, η πρόβλεψη με το μοντέλο ARIMA και το αφελές μοντέλο θα έχουν ακριβώς τα ίδια αποτελέσματα.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.



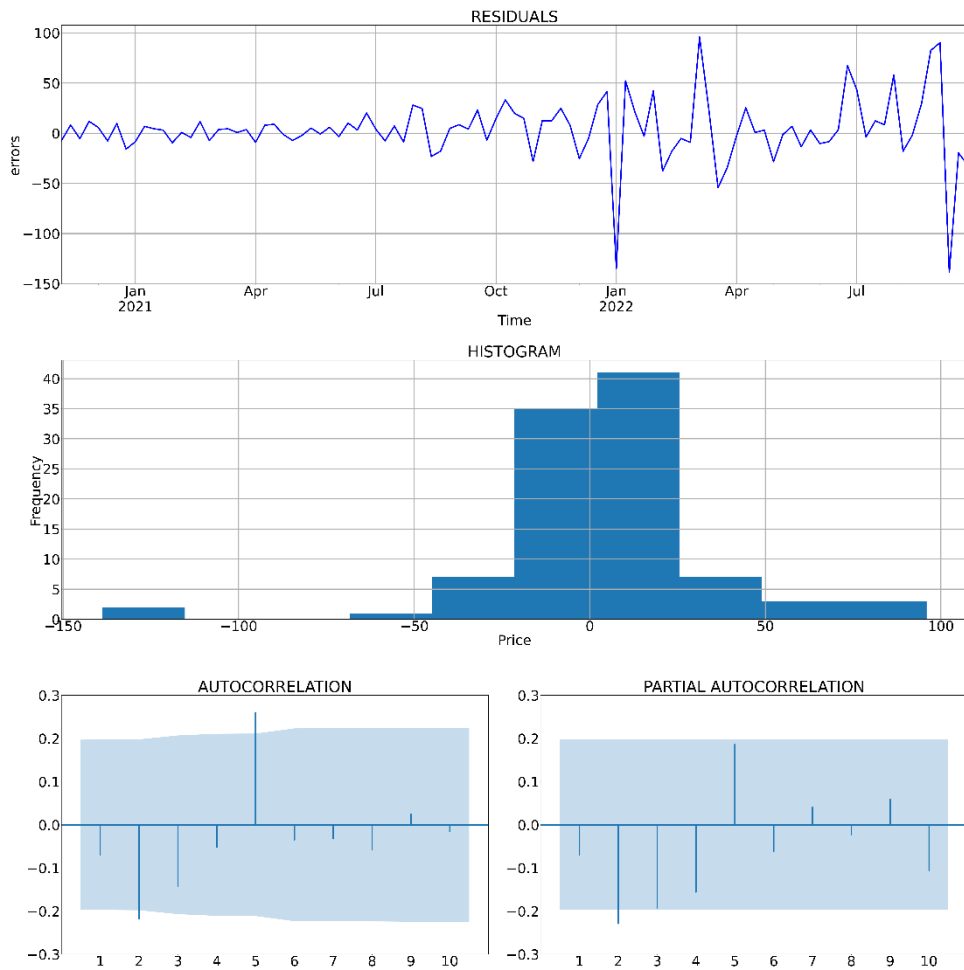
Εικόνα 51: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων ARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homerepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Ακριβώς όπως στο αφελές μοντέλο, έτσι κ εδώ, η χρονοσειρά των προβλέψεων είναι η χρονοσειρά των πραγματικών δεδομένων μετατοπισμένη κατά μία μονάδα μπροστά.

3.2.3.3. AutoARIMA μοντέλο σε εβδομαδιαία βάση

Οι τάξεις του μοντέλου που προτάθηκαν αυτόματα από τον αλγόριθμο AutoARIMA ήταν (0,1,0). Επομένως, παρέχει ακριβώς τα ίδια αποτελέσματα με τα προηγούμενα δύο μοντέλα. Στο παράρτημα 6 παρουσιάζεται η έκθεση με τα τελικά αποτελέσματα του μοντέλου ARIMA που χρησιμοποιήθηκε.

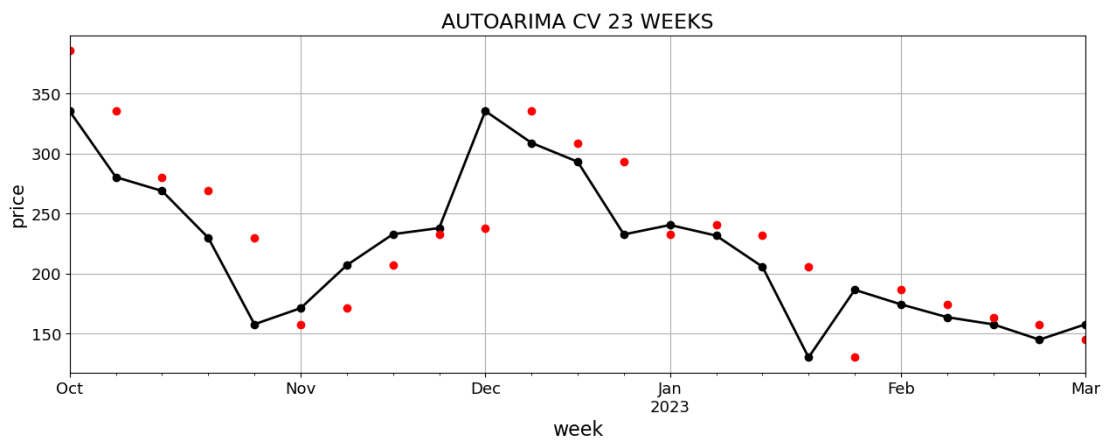
Έτσι, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 52: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων AutoARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Όπως φαίνεται, τα αποτελέσματα είναι ίδια με τα προηγούμενα μοντέλα.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

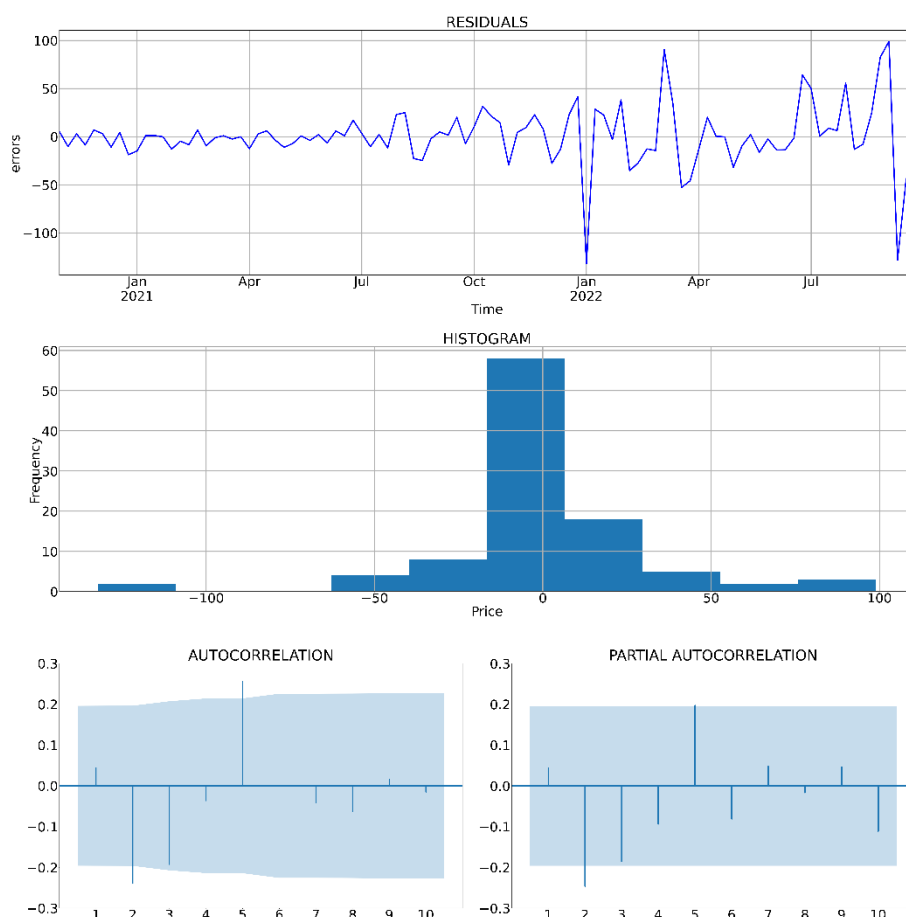


Εικόνα 53: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων AutoARIMA μοντέλου σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Αντίστοιχα, η χρονοσειρά των προβλέψεων είναι η χρονοσειρά των πραγματικών τιμών μετατοπισμένη κατά μία μονάδα μπροστά.

3.2.3.4. Μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση

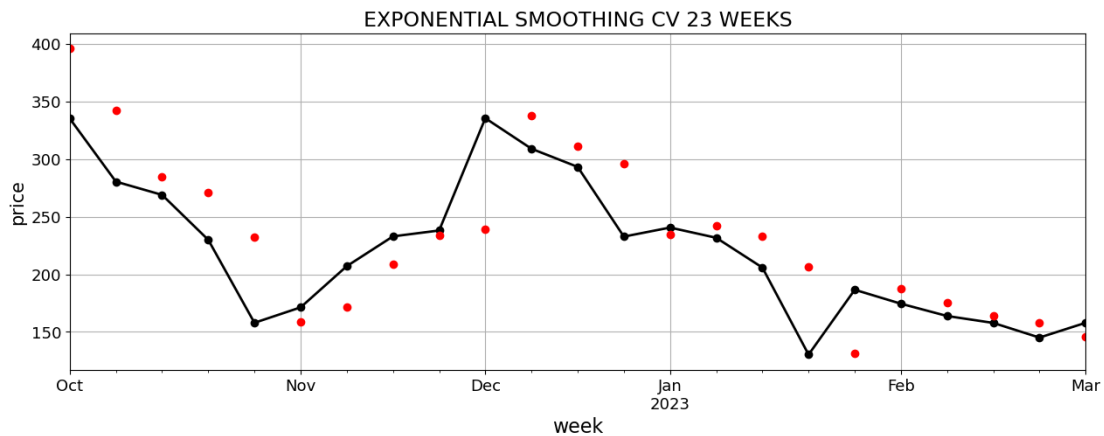
Για το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης, αρχικά επιλέχθηκε η μέθοδος της διπλής εκθετικής εξομάλυνσης διότι παρουσιάζεται τάση στα δεδομένα. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 54: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Σε αυτή την περίπτωση, στο διάγραμμα καταλοίπων, η διακύμανση είναι σταθερή και η μέση τιμή κοντά στο μηδέν. Επιπλέον, στα διαγράμματα ACF και PACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση για κάθε υστέρηση βρίσκεται εντός των ορίων.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.



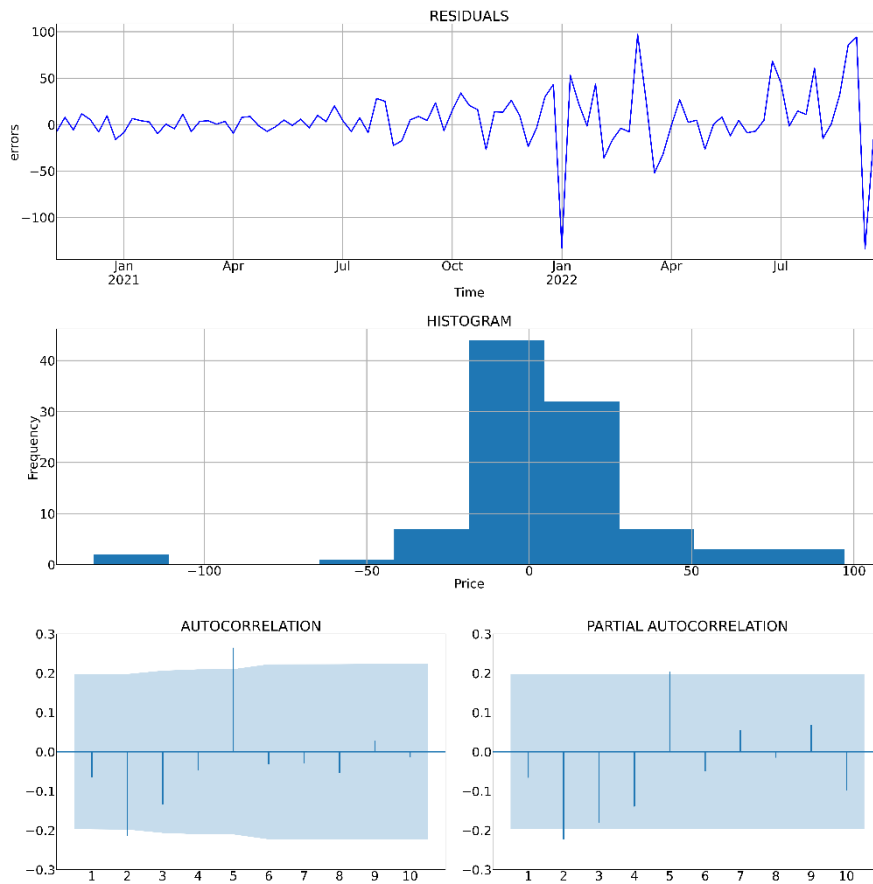
Εικόνα 55: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων μοντέλου εκθετικής εξομάλυνσης σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Σε αυτή την περίπτωση, οι προβλεπόμενες τιμές αντιστοιχούν στις προηγούμενες πραγματικές τιμές με μια μικρή απόκλιση.

3.2.3.5. Νευρωνικά δίκτυα σε εβδομαδιαία βάση

Για την χρήση των νευρωνικών δικτύων και την επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος grid search που αναφέρθηκε και παραπάνω. Η λίστα με τις πιθανές αρχιτεκτονικές του δικτύου αποτελούνταν από τους συνδυασμούς με 1 κρυφό επίπεδο με 1 νευρώνα έως 19 νευρώνες με βήμα τέσσερα για εξοικονόμηση χρόνου και 2 κρυφά επίπεδα με 1 νευρώνα και στα δύο έως 19 νευρώνες και στα δύο επίσης με βήμα τέσσερα. Επίσης, δοκιμάστηκαν διαφορετικά μεγέθη του παραθύρου και συγκεκριμένα δοκιμάστηκε μέγεθος ίσο με 1,2 και 3. Τελικά, η αρχιτεκτονική του δικτύου που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένα κρυφό επίπεδο με 13 νευρώνες και μέγεθος παραθύρου ίσο με 1.

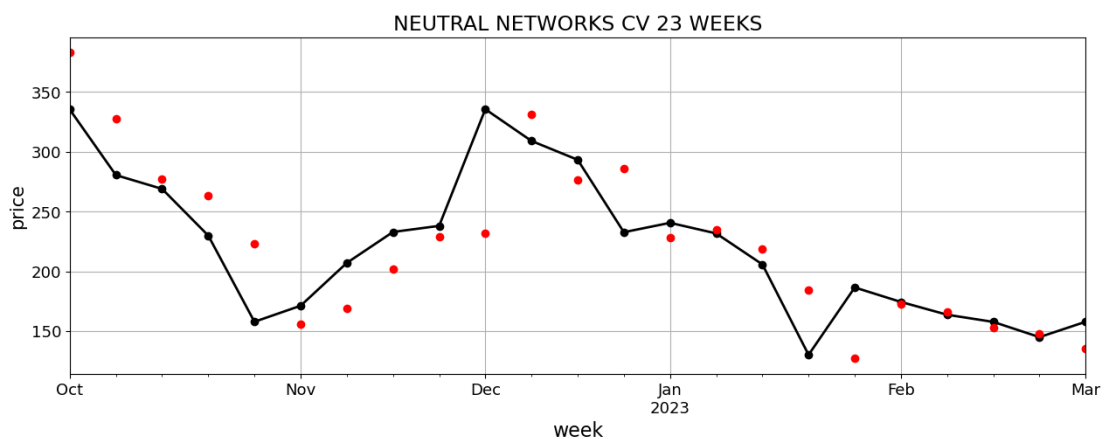
Έπειτα, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του μοντέλου.



Εικόνα 56: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων νευρωνικών δικτύων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homeraqe - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Σε αυτή την περίπτωση, στο διάγραμμα καταλοίπων, η διακύμανση είναι σταθερή και η μέση τιμή κοντά στο μηδέν. Επιπλέον, στα διαγράμματα ACF και PACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση για κάθε υστέρηση βρίσκεται εντός των ορίων.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.

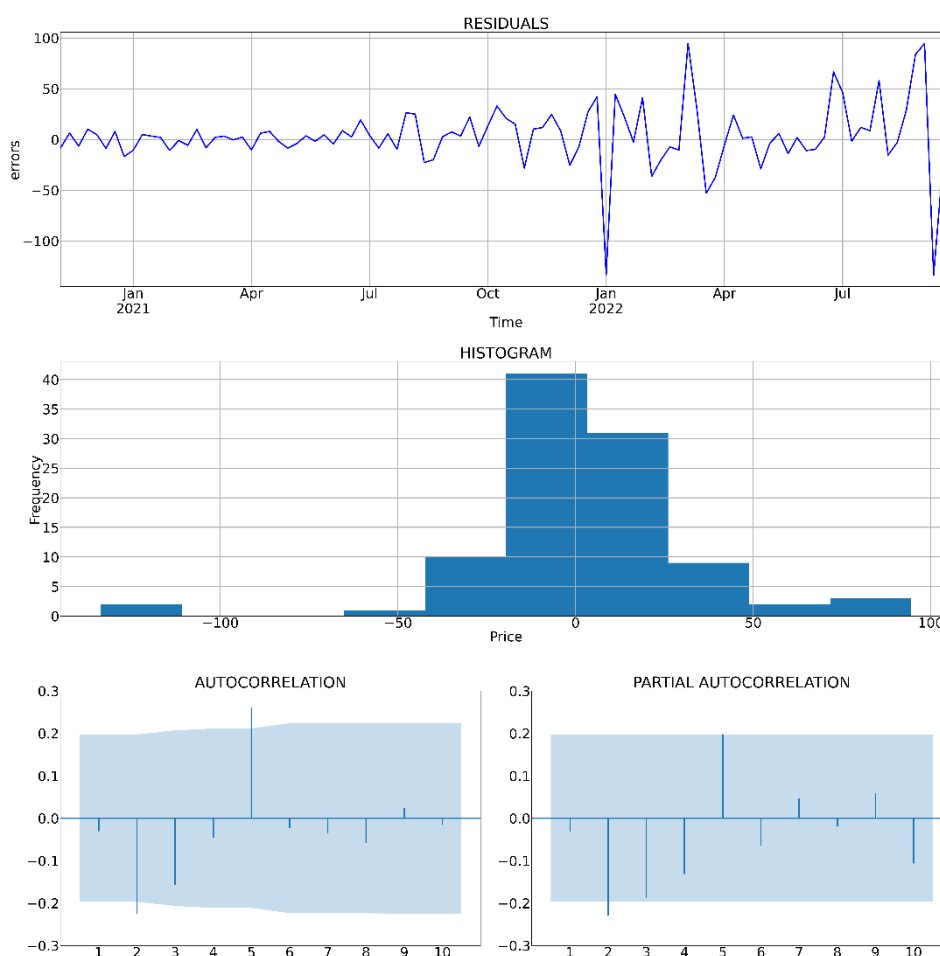


Εικόνα 57: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων νευρωνικών δικτύων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homeraqe - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, οι προβλεπόμενες τιμές αντιστοιχούν στις προηγούμενες πραγματικές τιμές με μια μικρή απόκλιση.

3.2.3.6. Συνδυασμός μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση

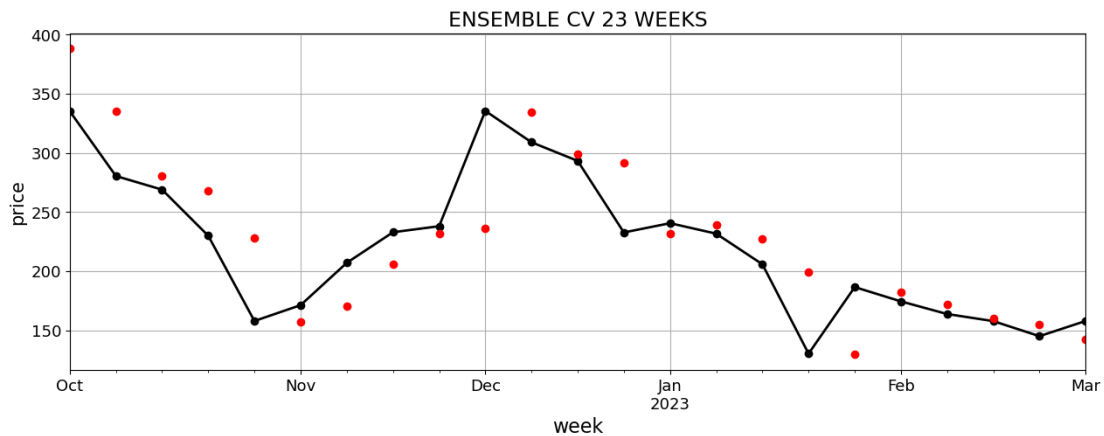
Όπως παρατηρήθηκε, τα τρία πρώτα μοντέλα είναι όμοια μεταξύ τους. Επομένως, για τον συνδυασμό των μοντέλων, θα χρησιμοποιηθεί ένα από αυτά τα μοντέλα και επιπλέον η εκθετική εξομάλυνση και τα νευρωνικά δίκτυα. Έτσι, το τελικό μοντέλο θα είναι συνδυασμός τριών μοντέλων. Έπειτα, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων του.



Εικόνα 58: Διαγράμματα ανάλυσης καταλοίπων συνδυασμού μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο εκπαίδευσης. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Σε αυτή την περίπτωση, στο διάγραμμα καταλοίπων, η διακύμανση είναι σταθερή και η μέση τιμή κοντά στο μηδέν. Επιπλέον, στα διαγράμματα ACF και PACF παρατηρείται ότι η αυτοσυσχέτιση για κάθε υστέρηση βρίσκεται εντός των ορίων.

Το τελικό διάγραμμα των κυλιόμενων προβλέψεων στην περίοδο δοκιμής παρουσιάζεται παρακάτω.



Εικόνα 59: διάγραμμα κυλιόμενων προβλέψεων συνδυασμού μοντέλων σε εβδομαδιαία βάση στην περίοδο δοκιμής. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Και σε αυτή την περίπτωση, οι προβλεπόμενες τιμές αντιστοιχούν στις προηγούμενες πραγματικές τιμές με μια μικρή απόκλιση.

3.2.4. Αποτελέσματα προβλέψεων

Η τελική σύγκριση μεταξύ των μοντέλων σε κάθε περίοδο πραγματοποιήθηκε με την βοήθεια των κριτηρίων αξιολόγησης που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Έτσι, ο τελικοί πίνακες αξιολόγησης των μοντέλων παρουσιάζονται παρακάτω.

Ωριαία αποτελέσματα:

	RMSE	MAPE	MAE
Hourly neutral network	23.570941	13.726671	3.975602
Hourly ARIMA forecaster	27.832985	15.660787	3.126373
Hourly exponential smoothing forecaster	28.778029	16.673021	3.065604
Hourly ensemble	28.963302	17.335776	5.495740
Hourly AUTOARIMA forecaster	29.880458	17.033175	3.022694
Hourly Seasonal naive forecaster	77.580350	48.089993	15.192838

Εικόνα 60: Πίνακας αξιολόγησης εφαρμογής των μοντέλων στα ωριαία δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

	RMSE	MAPE	MAE
Hourly ensemble	4.472277	0.149919	46.913204
Hourly seasonal naive forecaster	5.212775	0.126323	20.205931
Hourly ARIMA forecaster	5.503106	0.171743	27.489949
Hourly neutral network	5.588084	0.163857	25.719603
Hourly exponential smoothing forecaster	5.595731	0.174576	27.464389
Hourly AUTOARIMA forecaster	7.337014	0.307924	48.825407

Εικόνα 61: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα ωριαία δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 βήματα μπροστά. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Στα τελικά αποτελέσματα προσαρμογής του μοντέλου στα δεδομένα, παρατηρείται ότι το μοντέλο που προσαρμόζεται ικανοποιητικότερα είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Ενώ με το κριτήριο του μέσου απόλυτου σφάλματος παρουσιάζεται το μοντέλο AutoARIMA ως αποδοτικότερο. Παρόλα αυτά, το μοντέλο που δίνει καλύτερα αποτελέσματα στην περίοδο δοκιμής παρατηρείται ότι είναι διαφορετικό ανάλογα το κριτήριο αξιολόγησης. Αυτό συμβαίνει διότι, κάθε κριτήριο αξιολογεί με διαφορετικό τρόπο τις μεγαλύτερες αποκλίσεις τιμών. Έτσι, με βάση το κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το μοντέλο που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα στα δεδομένα είναι ο συνδυασμός μοντέλων. Με βάση το κριτήριο του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος και το κριτήριο του μέσου απόλυτου σφάλματος, το μοντέλο που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα στην περίοδο δοκιμής είναι το εποχικό αφελές μοντέλο.

Ημερήσια αποτελέσματα:

	RMSE	MAPE	MAE
Daily neutral network	28.776439	18.073665	0.099646
Daily exponential smoothing forecaster	29.125434	18.466378	0.101350
Daily ensemble	29.609766	18.712338	0.100406
Daily AUTOARIMA forecaster	29.924306	19.125064	0.109089
Daily ARIMA forecaster	32.564339	21.195906	0.119853
Daily Seasonal naive forecaster	49.348341	31.276012	0.170298

Εικόνα 62: Πίνακας αξιολόγησης εφαρμογής των μοντέλων στα ημερήσια δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (hompage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

	RMSE	MAPE	MAE
Daily exponential smoothing forecaster	5.517122	0.246192	31.231899
Daily ensemble	5.693590	0.250512	30.329456
Daily neutral network	5.807316	0.245343	31.726052
Daily AUTOARIMA forecaster	6.223095	0.288417	36.251099
Daily ARIMA forecaster	6.250522	0.298529	36.534596
Daily seasonal naive forecaster	6.254974	0.276546	35.238194

Εικόνα 63: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα ημερήσια δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 βήματα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Στα τελικά αποτελέσματα προσαρμογής του μοντέλου στα δεδομένα, παρατηρείται ότι το μοντέλο που δίνει καλύτερα αποτελέσματα είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Παρόλα αυτά, το μοντέλο που είναι ικανοποιητικότερο στην περίοδο δοκιμής και που τελικά παρέχει τις ικανοποιητικότερες προβλέψεις παρατηρείται ότι είναι διαφορετικό ανάλογα το κριτήριο αξιολόγησης. Αυτό συμβαίνει διότι, κάθε κριτήριο αξιολογεί με διαφορετικό τρόπο τις μεγαλύτερες αποκλίσεις τιμών. Έτσι, με βάση το κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το μοντέλο που δίνει καλύτερα αποτελέσματα είναι το μοντέλο της εκθετικής εξομάλυνσης. Με βάση το κριτήριο του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος, το μοντέλο που δίνει καλύτερα αποτελέσματα είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Τέλος, με βάση το κριτήριο του μέσου απόλυτου σφάλματος, το ικανοποιητικότερο μοντέλο είναι ο συνδυασμός των μοντέλων.

Εβδομαδιαία αποτελέσματα:

	RMSE	MAPE	MAE
Weekly exponential smoothing forecaster	31.339192	19.206992	0.108895
Weekly ensemble	31.535459	19.230088	0.108679
Weekly naive forecaster	31.595032	19.164952	0.110125
Weekly ARIMA forecaster	31.745167	19.282416	0.109817
Weekly AUTOARIMA forecaster	31.745167	19.282416	0.109817
Weekly neutral network	31.762697	19.284262	0.109438

Εικόνα 64: Πίνακας αξιολόγησης προσαρμογής των μοντέλων στα εβδομαδιαία δεδομένα στην περίοδο εκπαίδευσης (train data) για ένα βήμα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

	RMSE	MAPE	MAE
Weekly neutral network	4.814046	0.134100	28.940081
Weekly ensemble	5.028650	0.145280	30.778525
Weekly naive forecaster	5.208126	0.152529	32.039621
Weekly ARIMA forecaster	5.208126	0.152529	32.039621
Weekly AUTOARIMA forecaster	5.208126	0.152529	32.039621
Weekly exponential smoothing forecaster	5.313620	0.157684	33.382262

Εικόνα 65: Πίνακας αξιολόγησης πρόβλεψης των μοντέλων στα εβδομαδιαία δεδομένα στην περίοδο δοκιμής (test data) για 12 θήματα μπροστά. Πηγή: (homepage - EnExGroup, χ.χ.) Επεξεργασία.

Στα τελικά αποτελέσματα προσαρμογής του μοντέλου στα δεδομένα, παρατηρείται ότι διαφορετικό μοντέλο δίνει καλύτερα αποτελέσματα με διαφορετικό κριτήριο αξιολόγησης. Αυτό συμβαίνει διότι, κάθε κριτήριο αξιολογεί με διαφορετικό τρόπο τις μεγαλύτερες αποκλίσεις τιμών. Έτσι, με βάση το κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το ικανοποιητικότερο μοντέλο είναι το μοντέλο της εκθετικής εξομάλυνσης. Με βάση το κριτήριο του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος, το μοντέλο που δίνει ικανοποιητικότερα αποτελέσματα είναι το αφελές μοντέλο. Τέλος, με βάση το κριτήριο του μέσου απόλυτου σφάλματος, το μοντέλο που δίνει καλύτερα αποτελέσματα είναι ο συνδυασμός των μοντέλων. Παρόλα αυτά, το μοντέλο που δίνει πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα στην περίοδο δοκιμής και που τελικά παρέχει τις ικανοποιητικότερες προβλέψεις είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Στην σειρά ακολουθούν τα τρία μοντέλα που όπως προαναφέρθηκε είναι όμοια μεταξύ τους και για αυτό έχουν την ίδια τιμή στα κριτήρια αξιολόγησης.

4. Συμπεράσματα

Ανακεφαλαιώνοντας, η αγορά ενέργειας πέρασε από όλα τα στάδια δηλαδή από μικρές ιδιωτικές επιχειρήσεις, στην δημόσια επιχείρηση και τελικά στο χρηματιστήριο ενέργειας λόγω της απελευθέρωσης της αγοράς ενέργειας. Το χρηματιστήριο ενέργειας απαρτίζεται από τέσσερις αγορές, την Ενεργειακή Χρηματοπιστωτική Αγορά, την Αγορά Επόμενης Ημέρας την Ενδοημερήσια Αγορά και την Αγορά Εξισορρόπησης. Η απότομη αύξηση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στους τελικούς καταναλωτές στάθηκε ως αφορμή για την μελέτη της χρονοσειράς των τιμών της Αγοράς Επόμενης Ημέρας στην παρούσα διπλωματική. Έτσι, μελετήθηκε εκτενώς η χρονοσειρά, και παρατηρήθηκε εποχικότητα ανά 12 ώρες και ανά 1 εβδομάδα. Η πληροφορία αυτή στάθηκε χρήσιμη στην βελτιστοποίηση των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε το αφελές και εποχικό αφελές μοντέλο, το μοντέλο ARIMA, το μοντέλο AutoARIMA, το μοντέλο της εκθετικής εξομάλυνσης, τα νευρωνικά δίκτυα και ο συνδυασμός των παραπάνω μοντέλων σε ένα μοντέλο. Η επιλογή τόσο απλών όσο και πιο σύνθετων μοντέλων πραγματοποιήθηκε διότι ορισμένες φορές απλά μοντέλα μπορούν να παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από πιο σύνθετα.

Τα δεδομένα, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, αποτελούνται από τις ωριαίες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας της αγοράς επόμενης ημέρας. Το χρονικό διάστημα στο οποίο πραγματεύονται είναι μεταξύ 01/11/2020 00:00 και 28/02/2023 23:00. Για την εκτενέστερη μελέτη τα δεδομένα αναλύθηκαν επιπλέον και σε ημερήσια και σε εβδομαδιαία βάση. Η επεξεργασία, ανάλυση και πρόβλεψη της χρονοσειράς πραγματοποιήθηκε με την γλώσσα προγραμματισμού python μιας και παρέχει μια πληθώρα επιλογών για το συγκεκριμένο ζήτημα. Τέλος, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των καταλοίπων των μοντέλων στην περίοδο εκπαίδευσης και η πρόβλεψη των τιμών για την περίοδο δοκιμής για να βρεθεί το μοντέλο που παρέχει ικανοποιητικότερα αποτελέσματα.

Σε ωριαία βάση, το μοντέλο που παρέχει τα ικανοποιητικότερα αποτελέσματα με βάση το κριτήριο της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος είναι ο συνδυασμός των μοντέλων. Σε ημερήσια βάση καλύτερα αποτελέσματα δίνει η εκθετική εξομάλυνση, ενώ σε εβδομαδιαία βάση τα νευρωνικά δίκτυα. Λόγω του ότι η χρονοσειρά σε εβδομαδιαία βάση αποδείχθηκε ότι είναι παρόμοια με αυτή ενός τυχαίου περιπάτου

θεωρήθηκε αναμενόμενο το αφελές μοντέλο να παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα, όπως συμβαίνει στις περισσότερες περιπτώσεις που παρατηρείται τυχαίος περίπατος. Παρόλα αυτά, μοντέλο που δίνει πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα στην περίοδο δοκιμής και που τελικά παρέχει τις ικανοποιητικότερες προβλέψεις είναι τα νευρωνικά δίκτυα, καθώς είναι ικανά να βρουν μη γραμμικές σχέσεις στην χρονοσειρά, σε αντίθεση με τα υπόλοιπα γραμμικά μοντέλα. Τέλος, να σημειωθεί ότι σε περαιτέρω έρευνα στο κομμάτι, μεγαλύτερο μέγεθος της λίστας του grid search είναι πιθανό να παρέχει καλύτερη αρχιτεκτονική στα νευρωνικά δίκτυα και τελικά καλύτερα αποτελέσματα. Και επιπλέον, σε υπολογιστή μεγαλύτερης υπολογιστικής ισχύς, αν δοκιμαστεί μεγαλύτερη περίοδος δοκιμής στο cross validation ενδέχεται τα τελικά αποτελέσματα να διαφοροποιούνται.

Συμπερασματικά, κάθε μοντέλο προσαρμόζεται διαφορετικά στα δεδομένα ανάλογα τη χρονική περίοδο στην οποία αναλύονται. Παρόλα αυτά, ακόμη και τα μοντέλα που παρέχουν το ίδιο ικανοποιητικά αποτελέσματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ώστε να εκτιμηθούν οι παράγοντες που επηρεάζουν τα υπόλοιπα μοντέλα και παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα. Επιπλέον, οι τιμές του ηλεκτρικού ρεύματος στην Αγορά Επόμενης Ημέρας επηρεάζονται κυρίως από εξωτερικούς παράγοντες η προσαρμογή των οποίων στα μοντέλα είναι εξαιρετικά πολύπλοκη διαδικασία. Για αυτό τον λόγο οι προβλέψεις των παραπάνω μοντέλων δεν αποτελούν πανάκεια για την πορεία των τιμών της συγκεκριμένης αγοράς, αλλά προσφέρουν καθοδήγηση για την πιθανότερη πορεία που μπορεί να ακολουθήσει. Τέλος, βοηθούν στην αποτύπωση μιας έντονης μεταβολής της τιμής, με σκοπό την περαιτέρω έρευνα για την εκτίμηση των εξωτερικών παραγόντων που μπορεί να επηρεάζουν την τιμή.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας. (χ.χ.). ΑΔΜΗΕ. Ανακτήθηκε 29

Μάρτιος 2023, από <http://www.admie.gr/>

Βοβός, Ν., & Γιαννακόπουλος, Γ. (2008). *Εισαγωγή στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας*.

Εκδόσεις Ζήτη.

ΔΕΔΔΗΕ. (χ.χ.). ΔΕΔΔΗΕ. Ανακτήθηκε 22 Απρίλιος 2023, από <https://deddie.gr/el/>

Δ.Ε.Σ.Μ.Η.Ε. (2007, Απρίλιος 4).

https://web.archive.org/web/20070404020914/http://www.desmie.gr/content/index.asp?parent_id=21&lang=1

pandas—Python Data Analysis Library. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 3 Ιούνιος 2023, από

<https://pandas.pydata.org/>

NumPy. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 3 Ιούνιος 2023, από <https://numpy.org/>

Matplotlib documentation—Matplotlib 3.7.1 documentation. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 3 Ιούνιος 2023,

από <https://matplotlib.org/stable/>

User guide and tutorial—Seaborn 0.12.2 documentation. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 3 Ιούνιος 2023, από

<https://seaborn.pydata.org/tutorial.html>

Welcome to sktime—Sktime documentation. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 3 Ιούνιος 2023, από

<http://www.sktime.net/en/latest/>

What is Overfitting? - Overfitting in Machine Learning Explained - AWS. (χ.χ.). Amazon Web

Services, Inc. Ανακτήθηκε 18 Ιούνιος 2023, από <https://aws.amazon.com/what-is/overfitting/>

- Διαχειριστής ΑΠΕ & Εγγυήσεων Προέλευσης Α.Ε. - ΔΑΠΕΕΠ Α.Ε. (2023, Μάρτιος 22). Διαχειριστής ΑΠΕ & Εγγυήσεων Προέλευσης Α.Ε. - ΔΑΠΕΕΠ Α.Ε. <https://www.dapeep.gr/>
- Δριτσάκης, Ν. (2006). Σημειώσεις “Υπολογιστικές Τεχνικές Εκτιμητικής”. Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής Πανεπιστήμιο Μακεδονίας.
- Καρδοματέας, Δ. (2022, Απρίλιος 14). Πώς φθάσαμε στην κρίση των τιμών φυσικού αερίου και ηλεκτρικής ενέργειας. <https://gr.boell.org/el/2022/04/14/pos-fthasame-stin-krisi-ton-timon-fysikoy-aerioy-kai-ilektrikis-energeias>
- Κίνηση Ενεργοί Πολίτες. (2014). Ιστορική αναδρομή: Ο ηλεκτρισμός στην Ελλάδα. LEFT.gr. <https://left.gr/news/istoriki-anadromi-o-ilektrismos-stin-ellada>
- Κοκολάκης, Γ., & Σπηλιώτης, Ι. (2010). Θεωρία πιθανοτήτων και στατιστική με εφαρμογές. Εκδόσεις Συμεών.
- Κουγιουμτζής, Δ. (2017). ΑΝΑΛΥΣΗ ΧΡΟΝΟΣΕΙΡΩΝ [Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης]. <http://users.auth.gr/dkugiu/Teach/TimeSeries/TimeSeries.pdf>
- Κυριακίδης, Μ. (2017). ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ. Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών. <https://eclass.uoa.gr/modules/document/file.php/D474/%CE%A3%CE%B7%CE%BC%CE%B5%CE%B9%CF%8E%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82/Business%20Forecasting%202017-18.pdf>
- Μπακιρτζής, Α. (2009). Οριακή Τιμή Ελληνικού Συστήματος. Ημερίδα "Δίκτυα, διασυνδέσεις και προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα", Συνεδριακό και πολιτιστικό κέντρο πανεπιστημίου πατρών. <https://docplayer.gr/1292589-Oriaki-timi-ellinikoy-systimatos.html>
- Μπαλασή, Ε. (2019, Νοέμβριος 27). Τα «βρώμικα» μυστικά του φυσικού αερίου επιταχύνουν την κλιματική αλλαγή. <https://energypress.gr/news/ta-vromika-mystika-toy-fysikoy-aerioy-epitahynoyn-tin-klimatiki-allagi>

Οικονομικός ταχυδρόμος. (2021, Δεκέμβριος 3). ΑΔΜΗΕ – Πώς άλλαξε τη ζωή των κατοίκων της Κρήτης η ηλεκτρική διασύνδεση με την Πελοπόννησο. *Οικονομικός Ταχυδρόμος*.

<https://www.ot.gr/2021/12/23/energeia/ilektrismos/admie-pos-allakse-ti-zoi-ton-katoikon-tis-kritis-i-ilektriki-diasyndesi-me-tin-peloponniso/>

Παντελάκης, Ν. (1991). *Ο ΕΞΗΛΕΚΤΡΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΕΛΛΑΔΑΣ από την ιδιωτική πρωτοβουλία στο κρατικό μονοπώλιο (1889-1956)*. Μορφωτικό Ίδρυμα Εθνικής Τραπέζης.

Πλεύρου, Α. (2012). Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσομοίωσης του ανθρωπίνου εγκεφάλου. *Ανοικτή Εκπαίδευση: το περιοδικό για την Ανοικτή και εξ Αποστάσεως Εκπαίδευση και την Εκπαιδευτική Τεχνολογία*, 8(1).

ΡΑΕ | *Official website*. (χ.χ.). RAE Website. Ανακτήθηκε 29 Μάρτιος 2023, από <https://www.rae.gr/>

Σπηλιώτης, Ε. (2018). *Ολοκληρωμένα Αυτοπαλινδρομικά Μοντέλα Κινητού Μέσου Όρου (ARIMA) Σημειώσεις για το μάθημα 'Τεχνικές Προβλέψεων'*. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχ. κ Μηχ. Υπολογιστών Τομέας Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων & Συστημάτων Αποφάσεων Μονάδα Προβλέψεων & Στρατηγικής.

Τζήμου, Κ. (2013). Η ΠΟΛΗ ΣΤΟ ΧΘΕΣ ΚΑΙ ΣΤΟ ΣΗΜΕΡΑ: ΗΛΕΚΤΡΙΚΗ ΕΝΕΡΓΕΙΑ. *parallaxi*.

<https://parallaximag.gr/thessaloniki-news/i-poli-sto-cthes-ke-sto-simera-ilektrik?fbclid=IwAR3kQL4rHgvtF0c4BaBj8--rGysMsCOJyJSvtEEMe3oPQdN5QO1oIHHA4pM>

Τσολάκης, Χ. (2012). *Επίλυση του Ημερήσιου Ενεργειακού Προγραμματισμού με μεθόδους COIN-OR*. ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ.

Τσότσoros, Σ. (1995). *ΕΝΕΡΓΕΙΑ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΣΤΗΝ ΜΕΤΑΠΟΛΕΜΙΚΗ ΠΕΡΙΟΔΟ Η Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού (1950-1992)*. Κέντρο Νεοελληνικών Ερευνών Εθνικού Ιδρύματος Ερευνών.

Παναγιώτου, Γ. (2022). *Μια εισαγωγή στην Python για Μεταλλειολόγους & άλλους Μηχανικούς*.

<https://doi.org/10.57713/kallipos-99>

Φιλιπποπούλου, Ό. (2019). *Η εφαρμογή του Μοντέλου Στόχου (EU Target Model) στην Ελλάδα*.

84th Thessaloniki International Fair 7-15/9/2019, Θεσσαλονίκη.

Amit, D. (2012). *Modeling Brain Function The World of Attractor Neural Networks*. Cambridge

University Press.

Box, G. (1970). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*.

Brockwell, P., & Davis, R. (2002). *Introduction to Time Series and Forecasting* (2nd edition).

Springer New York.

Eliasy, A., & Przychodzen, J. (2020). The role of AI in capital structure to enhance corporate

funding strategies. *Array*, 6, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.array.2020.100017>

Gokcekus, H., Kassem, Y., & Woyea, L. T. (2023). A Prediction of Rainfall of Haifa Using MLR and

ARIMA Models. *International Journal of Engineering and Applied Physics*, 3(1), 612–624.

<https://n2t.net/ark:/15735/IJEAP.v3i1.109>

Gujarati, D., & Porter, D. (2008). *BASIC ECONOMETRICS* (5th edition). McGraw Hill Education.

Hanke, J., & Wichern, D. (2008). *Business Forecasting*. Pearson/Prentice Hall.

Haykin, S. (2010). *Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση* (3η έκδοση). Εκδόσεις

Παπασωτηρίου.

homepage—EnExGroup. (χ.χ.). Ανακτήθηκε 29 Μάρτιος 2023, από

<https://www.enexgroup.gr/el/web/guest/home>

Hyndman, R., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice (3rd ed)* (3rd

edition). Otexts. <https://otexts.com/fpp3/>

Mendel, J. M., & McLaren, R. W. (1970). *8 Reinforcement-Learning Control and Pattern*

Recognition Systems (J. M. Mendel & K. S. Fu, Επιμ.; τ. 66). Elsevier.

[https://doi.org/10.1016/S0076-5392\(08\)60497-X](https://doi.org/10.1016/S0076-5392(08)60497-X)

Mohanty, A. (2019). Multi layer Perceptron (MLP) Models on Real World Banking Data. *Becoming*

Human: Artificial Intelligence Magazine. [https://becominghuman.ai/multi-layer-perceptron-](https://becominghuman.ai/multi-layer-perceptron-mlp-models-on-real-world-banking-data-f6dd3d7e998f)

[mlp-models-on-real-world-banking-data-f6dd3d7e998f](https://becominghuman.ai/multi-layer-perceptron-mlp-models-on-real-world-banking-data-f6dd3d7e998f)

Nielsen, A. (2019). *Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics and Machine Learning*.

<https://www.oreilly.com/library/view/practical-time-series/9781492041641/ch01.html>

university of california, san diego. (2018, Ιούλιος 11). Why are neuron axons long and spindly?

Study shows they are optimizing signaling efficiency. *Medical Xpress*.

Οδηγία 96/92/ΕΚ, άρθρο 1, κοινοί κανόνες για την εσωτερική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας,

ΕΠΙΣΗΜΗ ΕΦΗΜΕΡΙΔΑ ΑΡΙΘ. L 027 της 30/01/1997.

Οδηγία 2009/72/ΕΚ, άρθρο 1, κοινοί κανόνες για την εσωτερική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας και

για την κατάργηση της οδηγίας 2003/54/ΕΚ, ΕΠΙΣΗΜΗ ΕΦΗΜΕΡΙΔΑ ΑΡΙΘ.55/112L της

14/08/2009.

Νόμος 2773/1999, άρθρο 15, παρ. 1α, Απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας Ρύθμιση

θεμάτων ενεργειακής πολιτικής και λοιπές διατάξεις, Εφημερίς της Κυβερνήσεως της

Ελληνικής Δημοκρατίας (ΦΕΚ 286/Α/22-12-1999)

Νόμος 4001/2011, άρθρο 99, παρ. 1, Μεταφορά δραστηριοτήτων της ΔΕΣΜΗΕ ΑΕ, Εφημερίς της

Κυβερνήσεως της Ελληνικής Δημοκρατίας (ΦΕΚ Α 179/22.8.2011)

Προεδρικό διάταγμα 328/2000, άρθρο 1, Σύσταση ΑΔΜΗΕ ΑΕ, Εφημερίς της Κυβερνήσεως της

Ελληνικής Δημοκρατίας (ΦΕΚ Α 268/12.12.2000)

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Οι κώδικες και τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση της τιμής ηλεκτρικού ρεύματος την αγορά επόμενης ημέρας και την χρήση των μοντέλων βρίσκονται αναλυτικά σε τέσσερα αρχεία στο <https://github.com/itheodoridis01/forecasting-electricity-price.git>

Επιπλέον, οι εκθέσεις με τα αποτελέσματα των μοντέλων ARIMA είναι οι εξής:

Παράρτημα 1.

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	20360			
Model:	SARIMAX(4, 1, 4)x(1, 1, [1], 12)		Log Likelihood	-97794.744		
Date:	Sat, 01 Jul 2023		AIC	195613.488		
Time:	07:44:30		BIC	195708.537		
Sample:	11-01-2020		HQIC	195644.559		
	- 02-27-2023					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
intercept	-2.39e-05	1.77e-05	-1.353	0.176	-5.85e-05	1.07e-05
ar.L1	-1.1408	0.167	-6.845	0.000	-1.468	-0.814
ar.L2	0.0855	0.055	1.557	0.120	-0.022	0.193
ar.L3	1.1186	0.066	16.933	0.000	0.989	1.248
ar.L4	0.7660	0.133	5.771	0.000	0.506	1.026
ma.L1	1.1181	0.166	6.745	0.000	0.793	1.443
ma.L2	-0.1600	0.053	-3.017	0.003	-0.264	-0.056
ma.L3	-1.1774	0.075	-15.765	0.000	-1.324	-1.031
ma.L4	-0.7794	0.133	-5.846	0.000	-1.041	-0.518
ar.S.L12	-0.0433	0.007	-6.117	0.000	-0.057	-0.029
ma.S.L12	-0.9910	0.001	-1966.215	0.000	-0.992	-0.990
sigma2	1318.4254	8.244	159.924	0.000	1302.267	1334.584
Ljung-Box (L1) (Q):	83.59	Jarque-Bera (JB):	246028.79			
Prob(Q):	0.00	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	31.50	Skew:	0.18			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	20.03			

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (4,1,4)(1,1,1,12) για ωριαία δεδομένα.

Παράρτημα 2.

SARIMAX Results

Dep. Variable:	y	No. Observations:	20360			
Model:	SARIMAX(1, 1, 0)x(2, 1, 0, 12)	Log Likelihood	-98002.684			
Date:	Sun, 02 Jul 2023	AIC	196013.367			
Time:	10:30:40	BIC	196045.050			
Sample:	11-01-2020	HQIC	196023.724			
	- 02-27-2023					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
ar.L1	-0.0454	0.003	-13.141	0.000	-0.052	-0.039
ar.S.L12	-0.8084	0.003	-249.582	0.000	-0.815	-0.802
ar.S.L24	-0.2009	0.004	-57.271	0.000	-0.208	-0.194
sigma2	893.2377	3.088	289.221	0.000	887.185	899.291
Ljung-Box (L1) (Q):	0.18	Jarque-Bera (JB):	189235.77			
Prob(Q):	0.67	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	31.99	Skew:	0.26			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	17.93			

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (1,1,0)(2,1,0,12) για ωριαία δεδομένα.

Παράρτημα 3.

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	800			
Model:	SARIMAX(0, 0, 4)x(0, 1, [1], 7)	Log Likelihood	-3885.939			
Date:	Sun, 25 Jun 2023	AIC	7785.877			
Time:	14:37:17	BIC	7818.608			
Sample:	11-01-2020	HQIC	7798.456			
	- 01-09-2023					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
intercept	1.7349	1.037	1.673	0.094	-0.298	3.768
ma.L1	0.7881	0.024	32.191	0.000	0.740	0.836
ma.L2	0.6450	0.028	22.828	0.000	0.590	0.700
ma.L3	0.3349	0.029	11.501	0.000	0.278	0.392
ma.L4	0.1723	0.025	6.819	0.000	0.123	0.222
ma.S.L7	-0.6983	0.018	-38.588	0.000	-0.734	-0.663
sigma2	1049.3283	31.845	32.951	0.000	986.913	1111.743
Ljung-Box (L1) (Q):	0.45	Jarque-Bera (JB):	547.35			
Prob(Q):	0.50	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	29.44	Skew:	0.19			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	7.05			

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (0,0,4)(0,1,1,7) για ημερήσια δεδομένα.

Παράρτημα 4.

SARIMAX Results							
Dep. Variable:	y	No. Observations:	850				
Model:	SARIMAX(2, 0, 2)x(2, 1, 2, 7)		Log Likelihood	-4060.721			
Date:	Thu, 22 Jun 2023		AIC	8141.441			
Time:	20:21:49		BIC	8188.811			
Sample:	11-01-2020		HQIC	8159.593			
	- 02-28-2023						
Covariance Type:	opg						
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]	
intercept	0.4005	0.280	1.430	0.153	-0.148	0.949	
ar.L1	-0.0094	0.045	-0.207	0.836	-0.098	0.079	
ar.L2	0.8540	0.044	19.562	0.000	0.768	0.940	
ma.L1	0.7461	0.054	13.857	0.000	0.641	0.852	
ma.L2	-0.1211	0.031	-3.956	0.000	-0.181	-0.061	
ar.S.L7	-0.7761	0.088	-8.822	0.000	-0.948	-0.604	
ar.S.L14	0.1214	0.030	4.109	0.000	0.064	0.179	
ma.S.L7	-0.0635	0.087	-0.730	0.465	-0.234	0.107	
ma.S.L14	-0.7968	0.078	-10.218	0.000	-0.950	-0.644	
sigma2	880.3759	24.968	35.260	0.000	831.439	929.312	
Ljung-Box (L1) (Q):	0.27	Jarque-Bera (JB):	1116.76				
Prob(Q):	0.60	Prob(JB):	0.00				
Heteroskedasticity (H):	21.68	Skew:	0.35				
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	8.59				

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (2,0,2)(2,1,2,7) για ημερήσια δεδομένα.

Παράρτημα 5.

SARIMAX Results							
Dep. Variable:	y	No. Observations:	100				
Model:	SARIMAX(0, 1, 0)		Log Likelihood	-482.791			
Date:	Sun, 25 Jun 2023		AIC	967.582			
Time:	11:40:37		BIC	970.178			
Sample:	11-01-2020		HQIC	968.632			
	- 09-25-2022						
Covariance Type:	opg						
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]	
sigma2	1007.7678	68.948	14.616	0.000	872.631	1142.904	
Ljung-Box (L1) (Q):	0.49	Jarque-Bera (JB):	233.10				
Prob(Q):	0.48	Prob(JB):	0.00				
Heteroskedasticity (H):	37.28	Skew:	-1.04				
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	10.22				

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (0,1,0) για εβδομαδιαία δεδομένα.

Παράρτημα 6.

SARIMAX Results

Dep. Variable:	y	No. Observations:	123			
Model:	SARIMAX(0, 1, 0)	Log Likelihood	-602.325			
Date:	Sun, 25 Jun 2023	AIC	1206.650			
Time:	11:41:04	BIC	1209.454			
Sample:	11-01-2020 - 03-05-2023	HQIC	1207.788			
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
sigma2	1137.1824	81.588	13.938	0.000	977.274	1297.091
Ljung-Box (L1) (Q):	0.00	Jarque-Bera (JB):	107.63			
Prob(Q):	0.95	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	20.32	Skew:	-0.61			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	7.44			

Αναλυτική έκθεση μοντέλου ARIMA τάξεων (0,1,0) για εβδομαδιαία δεδομένα.