



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Πρόβλεψη Ζήτησης Φυσικού Αερίου: Ανάλυση και Μοντελοποίηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΜΑΥΡΟΕΙΔΗΣ

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

Υπεύθυνος: Φώτιος Πετρόπουλος
Διδάκτωρ ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2012



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Πρόβλεψη Ζήτησης Φυσικού Αερίου: Ανάλυση και Μοντελοποίηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΜΑΥΡΟΕΙΔΗΣ

Επιβλέπων : Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

Υπεύθυνος: Φώτιος Πετρόπουλος
Διδάκτωρ ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 12^η Ιουλίου 2012

.....
Β. Ασημακόπουλος
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ι. Ψαρράς
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Δ. Ασκούνης
Αναπληρωτής Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα, Ιούλιος 2012

.....
ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΜΑΥΡΟΕΙΔΗΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών ΕΜΠ.

Copyright © ΝΙΚΟΛΑΟΣ Ι. ΜΑΥΡΟΕΙΔΗΣ, 2012

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η εισαγωγή του φυσικού αερίου στο ενεργειακό ισοζύγιο της Ελλάδας έχει ήδη επηρεάσει σημαντικούς κλάδους της οικονομικής και κοινωνικής ζωής της χώρας. Αναμένεται μάλιστα ακόμα μεγαλύτερη διείσδυση καθώς αποτελεί την καθαρότερη πηγή πρωτογενούς ενέργειας, μετά τις ανανεώσιμες μορφές, και η τιμή του κυμαίνεται σε χαμηλότερα επίπεδα από αυτά του πετρελαίου. Για αυτούς τους λόγους, η διαδικασία πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου είναι ιδιαίτερα σημαντική στις εταιρίες διανομής.

Η δημοσίευση μελετών σχετικά με τον τομέα της πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου έχει αρχίσει στο μέσο του τελευταίου αιώνα και έχει οδηγήσει σε ένα τεράστιο κύμα στις ερευνητικές δραστηριότητες την τελευταία δεκαετία. Στην παρούσα μελέτη, υπολογίζουμε την κατανάλωση φυσικού αερίου στην Ελλάδα για βραχυπρόθεσμο, μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα. Τα δεδομένα μας είναι εβδομαδιαίως, μηνιαίως και ετήσιας συχνότητας αντίστοιχα και αφορούν ποσότητες κατανάλωσης φυσικού αερίου. Εξετάζονται χρονοσειρές που αφορούν καταναλώσεις φυσικού αερίου ανά μεμονωμένα σημεία εισόδου / εξόδου φυσικού αερίου, ανά κατηγορία καταναλωτών και ανά γεωγραφικό διαμέρισμα.

Τα μοντέλα που μελετώνται αφορούν μεθόδους χρονοσειρών όπως τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, η μέθοδος Theta καθώς και συνδυασμοί αυτών. Επιπλέον, εξετάζουμε μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιώντας ως ανεξάρτητες μεταβλητές το έτος και το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν. Η αξιολόγηση της απόδοσης των μεθόδων πραγματοποιείται μέσω μίας σειράς σφαλμάτων (MAE, MAPE, sMAPE, MASE). Τα αποτελέσματα των προβλέψεων ήταν ικανοποιητικά στο σύνολο τους με τη μέθοδο Theta, τη μέθοδο SES και τους συνδυασμούς μεθόδων να παρουσιάζουν τα πιο ακριβή αποτελέσματα.

Λέξεις Κλειδιά: φυσικό αέριο, πρόβλεψη, μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης, μέθοδος Theta

Abstract

The introduction of natural gas in the energy balance of Greece has already influenced important branches of economic and social life of the country. Expected even greater penetration as it is the cleanest source of primary energy, after renewable sources, and that its price ranges lower than oil. For these reasons, forecasting of gas consumption is particularly important in the distribution companies.

The published studies on forecasting gas' consumption started in the middle of last century and has led to a huge surge in research over the last decade. In this study, we estimate the gas consumption in Greece for short, medium and long term horizons. Our data are of weekly, monthly and annual frequency, respectively, and represent quantities of gas consumption. We examine timeseries on consumption of natural gas per single entry / exit points of natural gas, per consumer category and geographically.

The models studied are time series techniques as exponential smoothing methods and Theta model as well as combinations of the above. In addition, we consider linear regression models using as independent variables the year and Gross Domestic Product. Lastly, we evaluate the alternatives through measuring their performance via a series of accuracy metrics (MAE, MAPE, sMAPE, MASE). The results were satisfactory while Theta model, SES model and combinations of methods produced the more accurate results.

Key Words: natural gas, forecast, exponential smoothing methods, Theta model

Πρόλογος

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2011-2012 στα πλαίσια των ερευνητικών δραστηριοτήτων της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής που υπάγεται στον Τομέα Ηλεκτρικών Βιομηχανικών Διατάξεων και Συστημάτων Αποφάσεων, της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Καταρχάς, ευχαριστώ θερμά τον Καθηγητή κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με τον τόσο ενδιαφέροντα τομέα των προβλέψεων καθώς επίσης και τον Καθηγητή κ. Ι. Ψαρρά και τον Αναπλ. Καθηγητή κ. Δ. Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της εργασίας.

Θα ήθελα ιδιαίτερος να ευχαριστήσω τον διδάκτορα και συντονιστή της μονάδας Φώτιο Πετρόπουλο, όπου χάρη στις οργανωτικές του ικανότητες και στις πολύτιμες συμβουλές του ολοκλήρωσα επιτυχώς την διπλωματική μου εργασία.

Θα ήθελα ακόμα να ευχαριστήσω τις συμφοιτήτριες και κυρίως φίλες μου, Νίκη, Μαριάννα και Ελίνα για την ανιδιοτελή βοήθειά τους κατά την ανάληψη και την περάτωση της παρούσας εργασίας καθώς και για όλα τα χρόνια της κοινής μας φοιτητικής πορείας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω από καρδιάς τους γονείς μου χάρη στους κόπους και τις θυσίες των οποίων είμαι σε θέση να μπορώ να διεκδικήσω με αξιώσεις αυτά που μου αναλογούν.

Νικόλαος Ι. Μαυροειδής,
Αθήνα, Ιούνιος 2012

Περιεχόμενα	
Περίληψη	5
Abstract	6
Πρόλογος	7
Περιεχόμενα Πινάκων	13
Περιεχόμενα Σχημάτων	16
Περιεχόμενα Διαγραμμάτων	17
Κεφάλαιο 1^ο : Ευρεία Περίληψη	19
1.1 Εισαγωγή.....	19
1.2 Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας.....	20
1.3 Τεχνικές Προβλέψεων	20
1.4 Δεδομένα και Προετοιμασία Χρονοσειρών	22
1.5 Αποτελέσματα και Συμπεράσματα.....	23
1.6 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις	26
Κεφάλαιο 2^ο : Εισαγωγή	29
Κεφάλαιο 3^ο : Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας.....	33
3.1 Εισαγωγή.....	33
3.2 Σύντομη ανασκόπηση	33
3.3 Ταξινόμηση ανά χρονολογία δημοσίευσης.....	38
3.4 Ταξινόμηση ανά περιοχή/τομέα	39
3.5 Ταξινόμηση ανά ορίζοντα πρόβλεψης.....	40
3.6 Ταξινόμηση ανά χρησιμοποιηθέντα δεδομένα.....	41
3.7 Ταξινόμηση με βάση τα μοντέλα πρόβλεψης	43
Κεφάλαιο 4^ο : Τεχνικές Προβλέψεων.....	45
4.1 Εισαγωγή.....	45
4.2 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης	45
4.2.1 Ποσοτικές μέθοδοι.....	45
4.2.1.1 Μοντέλο Χρονοσειρών.....	46

4.2.1.2 Αιτιοκρατικό μοντέλο	47
4.2.2 Κριτικές μέθοδοι.....	48
4.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών	48
4.4 Ορίζοντας Πρόβλεψης	50
4.5 Διαδικασία Πρόβλεψης.....	50
4.6 Οι κυριότερες μέθοδοι πρόβλεψης	51
4.6.1 Naive	52
4.6.2 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης	52
4.6.2.1 Μοντέλο σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)	53
4.6.2.2 Μοντέλο γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing).....	54
4.6.2.3 Μοντέλο φθίνουσας γραμμικής τάσης (Damped Exponential Smoothing)	56
4.6.3 Μέθοδοι γραμμικής παλινδρόμησης.....	57
4.6.3.1 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση.....	58
4.6.3.2 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση.....	59
4.6.3.3 Στατιστικοί Δείκτες Γραμμικής Παλινδρόμησης.....	60
4.6.4 Κλασσική μέθοδος Theta	63
4.6.5 Συνδυασμός μεθόδων.....	64
4.6.6 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης	64
Κεφάλαιο 5^ο : Δεδομένα και Προετοιμασία Χρονοσειρών.....	67
5.1 Εισαγωγή.....	67
5.2 Δεδομένα.....	67
5.2.1 Κύρια δεδομένα	67
5.2.1.1 Πρώτη ομάδα δεδομένων	68
5.2.1.2 Δεύτερη ομάδα δεδομένων	70
5.2.2 Δευτερεύοντα δεδομένα	71
5.3 Επεξεργασία Δεδομένων.....	71
5.3.1 Αθροίσεις στην επιθυμητή συχνότητα	72
5.3.2 Κατηγοριοποίηση ανά Γεωγραφική Περιοχή.....	73
5.3.3 Κατηγοριοποίηση ανά Κατηγορία Καταναλωτή	74
5.3.4 Συνολικές Αθροίσεις.....	77
5.4 Προετοιμασία Χρονοσειρών	77

5.4.1 Διαχείριση μηδενικών τιμών	78
5.4.2 Διαχείριση ασυνήθιστων τιμών (outliers)	79
5.4.3 Διαχείριση αλλαγών επιπέδου (level-shifts)	79
5.4.4 Έλεγχος εποχιακότητας.....	82
5.4.5 Αποεποχικοποίηση.....	85
5.5 Bottom-up Προβλέψεις.....	88
5.6 Βασικές Παραδοχές	91
Κεφάλαιο 6^ο : Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	99
6.1 Εισαγωγή.....	99
6.2 Τρόπος παρουσίασης των αποτελεσμάτων	99
6.3 Αποτελέσματα για Βραχυπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης.....	100
6.3.1 Παραδοχές	100
6.3.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων	108
6.4 Αποτελέσματα για Μεσοπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης.....	121
6.4.1 Παραδοχές	121
6.4.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων	127
6.5 Αποτελέσματα για Μακροπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης.....	140
6.5.1 Παραδοχές	140
6.5.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων	141
Κεφάλαιο 7^ο : Συζήτηση Αποτελεσμάτων	151
7.1 Εισαγωγή.....	151
7.2 Περί αποτελεσμάτων Βραχυπρόθεσμων Προβλέψεων	151
7.2.1 Σύνολο αποτελεσμάτων	152
7.2.2 Bottom-Up προβλέψεις	156
7.3 Περί αποτελεσμάτων Μεσοπρόθεσμων Προβλέψεων	156
7.3.1 Σύνολο αποτελεσμάτων	157
7.3.2 Bottom-Up προβλέψεις	162
7.3 Περί αποτελεσμάτων Μακροπρόθεσμων Προβλέψεων	162
7.3.1 Σύνολο αποτελεσμάτων	162
7.3.2 Bottom-Up προβλέψεις	166

7.3.3 Μοντέλα Γραμμικών Παλινδρομήσεων.....	166
Κεφάλαιο 8^ο : Συμπεράσματα και Προοπτικές	167
8.1 Συμπεράσματα.....	167
8.2 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	170
Κεφάλαιο 9^ο : Βιβλιογραφία	173

Περιεχόμενα Πινάκων

Πίνακας 1.1- Μέσος Όρος MAPE ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.....	24
Πίνακας 1.2- Δείκτες αξιολόγησης ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.....	24
Πίνακας 1.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών.....	25
Πίνακας 1.4 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE	25
Πίνακας 3.1- Ταξινόμηση μελετών ανά έτος δημοσίευσης.....	39
Πίνακας 3.2- Ταξινόμηση μελετών ανά εφαρμοζόμενη περιοχή/τομέα	39
Πίνακας 3.3- Ταξινόμηση μελετών ανά ορίζοντα πρόβλεψης	40
Πίνακας 3.4- Ταξινόμηση μελετών ανάλογα με τη συχνότητα κυρίων δεδομένων ...	41
Πίνακας 3.5- Ταξινόμηση μελετών ανάλογα με τα δευτερεύοντα δεδομένα.....	43
Πίνακας 3.6- Ταξινόμηση μελετών ανά μοντέλο πρόβλεψης	44
Πίνακας 5.1- Περιγραφή πρώτης ομάδας δεδομένων	68
Πίνακας 5.2- Περιγραφή δεύτερης ομάδας δεδομένων	71
Πίνακας 5.3- Αθροίσεις στην επιθυμητή συχνότητα - Πλήθος εβδομάδων/μηνών.....	73
Πίνακας 5.4- Αντιστοίχιση Σημείων Εξόδου- Γεωγραφικού Διαμερίσματος.....	74
Πίνακας 5.5- Αντιστοίχιση Σημείων Εξόδου-Κατηγορίας Καταναλωτών	77
Πίνακας 5.6- Τροποποιημένες χρονοσειρές λόγω αλλαγής επιπέδου.....	80
Πίνακας 5.7- Αποτελέσματα Ελέγχου Αποεποχικοποίησης	83
Πίνακας 6.1α –Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών Σύνολο	101
Πίνακας 6.1β –Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών ανά ορίζοντα Πρόβλεψης	102
Πίνακας 6.2 α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	109
Πίνακας 6.2 β– Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	110
Πίνακας 6.2 γ –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις.....	111
Πίνακας 6.2 δ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	111
Πίνακας 6.2 ε –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	112
Πίνακας 6.2 στ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	112
Πίνακας 6.2 ζ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Κατηγορίες Καταναλωτών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	113
Πίνακας 6.2 η –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Κατηγορίες Καταναλωτών – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	113
Πίνακας 6.2 θ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Γεωγραφικό Διαμέρισμα– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	114
Πίνακας 6.2 ι –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Γεωγραφικό Διαμέρισμα – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	114
Πίνακας 6.2 κ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	115
Πίνακας 6.2 λ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εισόδου/Εξόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	115
Πίνακας 6.2 μ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εισόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις.....	116

Πίνακας 6.2 ν –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εισόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις.....	116
Πίνακας 6.2 ξ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις.....	117
Πίνακας 6.2 ο –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εξόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	117
Πίνακας 6.2 π – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σύνολο Σημείων Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	118
Πίνακας 6.2 ρ –Πίνακας Βαθμολ. Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Σημείων Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις.....	118
Πίνακας 6.3α –Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	119
Πίνακας 6.3β –Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	120
Πίνακας 6.4 α –Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών - Σύνολο.....	122
Πίνακας 6.4β –Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών ανά ορίζοντα Πρόβλεψης	123
Πίνακας 6.5 α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σύνολο Χρονοσειρών – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	128
Πίνακας 6.5 β – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	129
Πίνακας 6.5 γ –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σύνολο Χρονοσειρών – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	130
Πίνακας 6.5 δ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE-Σύνολο Χρονοσειρών– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	130
Πίνακας 6.5 ε –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	131
Πίνακας 6.5 στ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών- Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	131
Πίνακας 6.5 ζ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Κατηγορίες Καταναλωτών – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	132
Πίνακας 6.5 η –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Κατηγορίες Καταναλωτών– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	132
Πίνακας 6.5 θ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Γεωγραφικά Διαμερίσματα – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	133
Πίνακας 6.5 ι –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Γεωγραφικά Διαμερίσματα– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	133
Πίνακας 6.5 κ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σημεία εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	134
Πίνακας 6.5 λ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	134
Πίνακας 6.5 μ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σημεία εισόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	135
Πίνακας 6.5 ν –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εισόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	135
Πίνακας 6.5 ξ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σημεία εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	136
Πίνακας 6.5 ο –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	136

Πίνακας 6.5 π – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE-Σύνολο Σημείων εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις.....	137
Πίνακας 6.5 ρ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σύνολο Σημείων εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	137
Πίνακας 6.6α –Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	138
Πίνακας 6.6β –Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	139
Πίνακας 6.7 α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	141
Πίνακας 6.7 β– Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	142
Πίνακας 6.7 γ –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	143
Πίνακας 6.7 δ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	143
Πίνακας 6.7 ε –Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	144
Πίνακας 6.7 στ –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	144
Πίνακας 6.7 ζ –Πίνακας Αποτελεσμάτων με βάση το δείκτη sMAPE για κάθε χρονοσειρά –Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις.....	145
Πίνακας 6.8 –Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	146
Πίνακας 6.9 α– Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις)	148
Πίνακας 6.9 β– Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	149
Πίνακας 6.9 γ – Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	150
Πίνακας 7.1 – Ποσοστιαίες Διαφορές M.O. MAPE και sMAPE	152
Πίνακας 7.2 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE.....	154
Πίνακας 7.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών.....	155
Πίνακας 7.4 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων.....	155
Πίνακας 7.5 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE	156
Πίνακας 7.6 – Ποσοστιαίες Διαφορές M.O. MAPE και sMAPE	157
Πίνακας 7.7 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE.....	160
Πίνακας 7.8 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών.....	160
Πίνακας 7.9 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων.....	161
Πίνακας 7.10 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE	161
Πίνακας 7.11 – Ποσοστιαίες Διαφορές M.O. MAPE και sMAPE	163
Πίνακας 7.12 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE.....	165
Πίνακας 7.13 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων.....	166
Πίνακας 8.1- Μέσος Όρος MAPE ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.....	168
Πίνακας 8.2- Δείκτες αξιολόγησης ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης.....	168

Πίνακας 8.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών.....	169
Πίνακας 8.4 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE.....	169

Περιεχόμενα Σχημάτων

Σχήμα 5.1α – Bottom Up.....	89
Σχήμα 5.1β – Bottom Up.....	89
Σχήμα 5.1γ – Bottom Up.....	89
Σχήμα 5.1δ – Bottom Up.....	90
Σχήμα 5.1ε – Bottom Up.....	90
Σχήμα 5.2- Συσχετίσεις 1 ^{ης} ομάδας δεδομένων.....	90

Περιεχόμενα Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 5.1α- Εβδομαδιαία Δεδομένα «ΗλεκτροΠαραγωγών».....	75
Διάγραμμα 5.1β- Εβδομαδιαία Δεδομένα «Λοιπών Πελατών»	75
Διάγραμμα 5.1γ- Εβδομαδιαία Δεδομένα «Έξοδοι Αποκλειστικών Πελατών».....	76
Διάγραμμα 5.2α- Παράδειγμα outlier σε ετήσια δεδομένα (Κατανάλωση Ενεργειακού Τομέα).....	80
Διάγραμμα 5.2β- Παράδειγμα μηδενικών τιμών σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΚΗΠΟΙ)	81
Διάγραμμα 5.2γ - Παράδειγμα αποκοπής δεδομένων-ασυνήθιστων τιμών σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ)	81
Διάγραμμα 5.2δ- Παράδειγμα αποκοπής δεδομένων-ασυνήθιστων τιμών σε μηνιαία δεδομένα (ΒΦΛ)	82
Διάγραμμα 5.3α- Εποχιακή συμπεριφορά σε μηνιαία δεδομένα (ΔΡΑΜΑ).....	84
Διάγραμμα 5.3β- Εποχιακή συμπεριφορά σε μηνιαία δεδομένα (ΣΠΑΤΑ)	84
Διάγραμμα 5.3γ- Εποχιακή συμπεριφορά σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΚΑΡΔΙΤΣΑ) ..	85
Διάγραμμα 5.4 α- Παράδειγμα Αποεποχικοποίησης-Αρχική Χρονοσειρά.....	87
Διάγραμμα 5.4 β - Παράδειγμα Αποεποχικοποίησης- Αποεποχικοποιημένη Χρονοσειρά.....	88
Διάγραμμα 5.5α- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝ ΙΙ» (μηνιαία δεδομένα).....	92
Διάγραμμα 5.5β- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝΑΣ» (μηνιαία δεδομένα)	92
Διάγραμμα 5.5γ- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝ Ι και ΙΙ» (μηνιαία δεδομένα).....	93
Διάγραμμα 5.6α- Μηνιαία «γνωστά» δεδομένα -ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ).....	93
Διάγραμμα 5.6β- Μηνιαία συνολικά δεδομένα -ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ).....	94
Διάγραμμα 5.7α- Μηνιαία «γνωστά» δεδομένα -ΚΑΤΕΡΙΝΗ.....	95
Διάγραμμα 5.7β- Μηνιαία συνολικά δεδομένα -ΚΑΤΕΡΙΝΗ.....	95
Διάγραμμα 5.8α- Αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά «ΛΑΜΙΑ»- Εβδομαδιαία δεδομένα	96
Διάγραμμα 5.8β- Αποεποχικοποιημένη τροποποιημένη χρονοσειρά «ΛΑΜΙΑ»- Εβδομαδιαία δεδομένα	97
Διάγραμμα 6.1α – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»	103
Διάγραμμα 6.1β – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΒΦΛ»	104
Διάγραμμα 6.1γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΗΡΩΝ Ι και ΙΙ».....	104
Διάγραμμα 6.1δ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΤΡΙΚΑΛΑ».....	105
Διάγραμμα 6.1ε – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ».....	106
Διάγραμμα 6.1στ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ»	106
Διάγραμμα 6.1ζ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ)».....	107
Διάγραμμα 6.1η – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)»	108
Διάγραμμα 6.2α – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»	124
Διάγραμμα 6.2β – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΒΦΛ»	125
Διάγραμμα 6.2γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ(ΕΛΠΕ)»	125
Διάγραμμα 6.2γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΤΡΙΚΑΛΑ».....	126
Διάγραμμα 6.2δ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΑΒΑΛΑ»	126
Διάγραμμα 6.2ε – Γραφική απεικόνιση του αγωγού «ΚΑΒΑΛΑ»	127
Διάγραμμα 7.1 – Σύγκριση μεταξύ MAPE μεθόδου Theta και μέσου όρου υπολοίπων-Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις	153
Διάγραμμα 7.2 – Σύγκριση μεταξύ MAPE μεθόδου Theta και μέσου όρου υπολοίπων-Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις	158

Διάγραμμα 7.3 – Σύγκριση μεταξύ sMAPE συνδυασμού Naïve-Theta και μέσου όρου υπολοίπων- Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις	158
Διάγραμμα 7.4 – Σύγκριση μεταξύ MAPE συνδυασμού Damped-SES και μέσου όρου υπολοίπων- Μακροπρόθεσμες προβλέψεις	164
Διάγραμμα 7.5 – Σύγκριση μεταξύ sMAPE συνδυασμού Damped-Theta και μέσου όρου υπολοίπων- Μακροπρόθεσμες προβλέψεις.....	164

Κεφάλαιο 1^ο : Ευρεία Περίληψη

1.1 Εισαγωγή

Η εισαγωγή του φυσικού αερίου στο ενεργειακό ισοζύγιο της Ελλάδας έχει και αναμένεται να επηρεάσει ακόμα περισσότερο σημαντικούς κλάδους της οικονομικής και κοινωνικής ζωής της χώρας, μιας και εξασφαλίζεται η διαφοροποίηση των ενεργειακών πηγών στην χώρα, και μάλιστα με ένα καύσιμο υψηλής ποιότητας που μπορεί να διεισδύσει σε όλους σχεδόν τους κλάδους. Οι κλάδοι αυτοί αφορούν την ηλεκτροπαραγωγή, τη βιομηχανία, τη Συμπααραγωγή ηλεκτρισμού – θερμότητας αλλά και οικιακές και εμπορικές καταναλώσεις ενώ χρησιμοποιείται ακόμα και στον τομέα των μεταφορών. Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα του φυσικού αερίου είναι ότι αποτελεί την καθαρότερη πηγή πρωτογενούς ενέργειας, μετά τις ανανεώσιμες μορφές. Τα μεγέθη των εκπεμπόμενων ρύπων είναι σαφώς μικρότερα σε σχέση με τα συμβατικά καύσιμα, ενώ η βελτίωση του βαθμού απόδοσης μειώνει τη συνολική κατανάλωση καυσίμου, περιορίζοντας με αυτόν τον τρόπο την ατμοσφαιρική ρύπανση. Δεύτερο πλεονέκτημά του αποτελεί το γεγονός πως η τιμή του κυμαίνεται σε χαμηλότερα επίπεδα από αυτά του πετρελαίου. Αυτοί οι λόγοι είναι που κάνουν το φυσικό αέριο ιδιαίτερα δημοφιλές ώστε τα τελευταία χρόνια να εμφανίζει μεγαλύτερη διείσδυση στην ενεργειακή αγορά της χώρας μας έναντι των λοιπών καυσίμων. Ειδικότερα, θεωρείται ως το βασικό εργαλείο προώθησης του Ευρωπαϊκού στόχου 20-20-20 και κατ' ακολουθία της ενιαίας Ευρωπαϊκής Ενεργειακής Πολιτικής. Το φυσικό αέριο αποτελεί κυρίαρχη ενεργειακή επιλογή της Ευρωπαϊκής Ένωσης, θεωρείται το καύσιμο του 21^{ου} αιώνα και συγχρόνως γέφυρα διαχρονικής μετάβασης από τις συμβατικές στις ανανεώσιμες μορφές ενέργειας.

Τόσο ο Διαχειριστής του Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου όσο και η ΔΕΠΑ έχουν ήδη αναπτύξει σχέδια δράσης για την επέκταση του δικτύου τους και των περιοχών που θα δραστηριοποιούνται. Ωστόσο, το γενικότερο οικονομικό κλίμα στην Ελλάδα εισάγει μία αβεβαιότητα στη λήψη των όποιων αποφάσεων. Στα πλαίσια αυτά, γίνεται σαφής η αναγκαιότητα της υποστήριξης των αποφάσεων αυτών. Η πρόβλεψη της αναμενόμενης ζήτησης φυσικού αερίου από πλευράς καταναλωτών θα μπορούσε να επιτελέσει τον επικουρικό αυτό ρόλο. Στα πλαίσια αυτά, η παρούσα διπλωματική εργασία έχει θέσει ως στόχο την ανάλυση της πρόβλεψης της ζήτησης φυσικού αερίου με σκοπό τον προσδιορισμό της πλέον αποδοτικής και κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης. Μελετώνται κλασικά μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, μοντέλα γραμμικών παλινδρομήσεων και η ιδιαίτερα αποδοτική σε διαγωνισμούς προβλέψεων, Κλασική Μέθοδος Theta. Ακόμα, μέσω της κατηγοριοποίησης των καταναλωτών και της διαδικασίας των Bottom-Up προβλέψεων ερευνώνται εναλλακτικοί τρόποι πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου.

1.2 Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας

Η δημοσίευση μελετών σχετικά με τον τομέα της πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου έχει αρχίσει από τα μέσα του τελευταίου αιώνα και έχει οδηγήσει σε ένα τεράστιο κύμα στις ερευνητικές δραστηριότητες την τελευταία δεκαετία.

Η βιβλιογραφία που αφορά το φυσικό αέριο κάνει τα πρώτα της δειλά βήματα ήδη από το 1949. Από τότε και για πέντε δεκαετίες αργότερα δεν είχαν σημειωθεί μεγάλα βήματα στον τομέα αυτό και ούτε είχε εκδηλωθεί ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Από το 2000 και μετά, ωστόσο, όλο και περισσότερες μελέτες που αφορούν το φυσικό αέριο αρχίζουν να δημοσιεύονται με τη βιβλιογραφία να αρχίζει να εμπλουτίζεται. Ειδικά από το 2007 και μετά, ίσως λόγω και της πετρελαϊκής κρίσης, πάνω από έξι σημαντικές μελέτες δημοσιεύονται κάθε χρόνο.

Η πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου ερευνήθηκε σε αρκετές και διαφορετικές περιοχές. Μελέτες αφορούσαν την πρόβλεψη του φυσικού αερίου τόσο σε παγκόσμιο όσο και σε εθνικό ή τοπικό επίπεδο. Παράγονταν προβλέψεις σε επίπεδο συστημάτων διανομής αερίου αλλά και σύμφωνα με κατηγοριοποιήσεις σε βιομηχανικούς, εμπορικούς και οικιακούς καταναλωτές. Ακόμα, υπήρξαν ορισμένες μελέτες που αφορούσαν προβλέψεις σε επίπεδο μεμονωμένων πελατών. Οι παραπάνω μελέτες προχώρησαν σε προβλέψεις για διάφορους χρονικούς ορίζοντες. Χρονικοί ορίζοντες που κυμαίνονται από μερικές ώρες έως και κάποια χρόνια. Η πλειονότητα αυτών των μελετών, ωστόσο, ασχολήθηκαν με ετήσιες προβλέψεις.

Τα κύρια δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην παραγωγή προβλέψεων αφορούσαν μεγέθη κατανάλωσης φυσικού αερίου σε ετήσια, μηνιαία, ημερήσια και ωριαία συχνότητα. Τα δευτερεύοντα δεδομένα αφορούσαν όλους τους παράγοντες που θεωρήθηκαν πως επηρεάζουν τη ζήτηση φυσικού αερίου και ήταν απαραίτητοι στην παραγωγή των αντίστοιχων μοντέλων πρόβλεψης. Τέτοια δεδομένα αποτέλεσαν διάφορες οικονομικές παράμετροι, καιρικά δεδομένα, δεδομένα κατανάλωσης φυσικού αερίου προηγούμενων ετών, δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας, δεδομένα που προέκυψαν από προσομοιώσεις λογισμικού, δεδομένα οικιακών καταναλωτών και άλλες παράμετροι, όπως οι ημέρες της εβδομάδας

Όπως είναι φυσικό, η επιστημονική παγκόσμια κοινότητα προχώρησε στην πρόβλεψη φυσικού αερίου με βάση διαφορετικά μοντέλα και μεθόδους πρόβλεψης. Από πολύ απλά στατιστικά μοντέλα, όπως τα μοντέλα χρονοσειρών, και νευρωνικά δίκτυα έως οικονομετρικά μοντέλα και διάφορες πιο εξειδικευμένες μεθόδους.

1.3 Τεχνικές Προβλέψεων

Ως πρόβλεψη μπορεί να θεωρηθεί μια εκτίμηση για ένα μελλοντικό γεγονός και μπορεί να πραγματοποιηθεί από τον οποιοδήποτε για οτιδήποτε. Προβλέψεις βασισμένες στην εμπειρία, στην παρατήρηση, στην στατιστική, σε πολύπλοκες μαθηματικές σχέσεις ακόμα και στην διαίσθηση, όλες τους είναι θεμιτές. Ο επιστημονικός κλάδος που ασχολείται με την παραγωγή προβλέψεων περιλαμβάνει αρκετές μεθόδους και τεχνικές, των οποίων η λογική διαφέρει και η αποτελεσματικότητα συνεχώς αποτιμάται, ενώ ο ίδιος ο κλάδος κερδίζει όλο και περισσότερο ενεργό ρόλο στον επιχειρηματικό τομέα.

Οι μέθοδοι προβλέψεων χωρίζονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες, τις ποσοτικές, τις κριτικές και τις τεχνολογικές μεθόδους. Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων αφορούν τις μεθόδους που στηρίζονται στην ποσοτικοποίηση της διαθέσιμης πληροφορίας σε αριθμητικά δεδομένα. Απαραίτητη προϋπόθεση αποτελεί η εξέλιξη των αριθμητικών αυτών δεδομένων στο μέλλον να ακολουθεί το ίδιο πρότυπο συμπεριφοράς. Υπάρχουν δύο κατηγορίες μοντέλων που αφορούν τις ποσοτικές μεθόδους: το μοντέλο των χρονοσειρών και το αιτιοκρατικό (ή επεξηγηματικό) μοντέλο. Το πρώτο είναι από τα πλέον διαδεδομένα μοντέλα ποσοτικών μεθόδων. Βασική του υπόθεση είναι ότι η μεταβολή του προς πρόβλεψη μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς που επαναλαμβάνεται στο μέλλον. Τέτοια μοντέλα είναι οι μέθοδοι αποσύνθεσης, οι μέθοδοι εξομάλυνσης και οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARMA). Βασική παραδοχή του αιτιοκρατικού μοντέλου είναι η ύπαρξη σταθερής συσχέτισης μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και ορισμένων άλλων παραγόντων χωρίς να είναι απαραίτητη η ύπαρξη χρονικής εξάρτησης. Αιτιοκρατικά μοντέλα αποτελούν οι μέθοδοι παλινδρόμησης και οι οικονομετρικές μέθοδοι. Οι κριτικές μέθοδοι βασίζονται στην εμπειρία, τη διαίσθηση και τις γνώσεις των ατόμων/εμπειρογνομώνων που την εκτελούν. Πρόκειται για μεθόδους ευρέως διαδεδομένες σε επιχειρήσεις. Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης χρησιμοποιούνται κυρίως για τον καταρτισμό μακροπρόθεσμων πλάνων τεχνολογικής, κοινωνικής, οικονομικής ή πολιτικής φύσης.

Μια χρονοσειρά αποτυπώνει την εξέλιξη ενός μεγέθους στο χρόνο. Προέρχεται από συστηματική μελέτη και καταγραφή του μεγέθους αυτού και προϋποθέτει τη σταθερή χρονική διαφορά των παρατηρήσεων. Κάθε χρονοσειρά έχει τα δικά της, ξεχωριστά, χαρακτηριστικά που μπορούν, ωστόσο, να ταξινομηθούν σε πέντε συνιστώσες: την τάση, τον κύκλο, την εποχιακότητα, την τυχαιότητα και τις ασυνέχειες.

Ως ορίζοντα πρόβλεψης ορίζουμε τον αριθμό των μελλοντικών περιόδων, των οποίων ενδιαφερόμαστε να προβλέψουμε τα αποτελέσματα. Η κατάλληλη επιλογή του ορίζοντα πρόβλεψης είναι πολύ σημαντική στη διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Υπάρχουν τριών ειδών κατηγορίες προβλέψεων ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης: η βραχυπρόθεσμη, η μεσοπρόθεσμη και η μακροπρόθεσμη. Στην παρούσα διπλωματική εργασία, θα πραγματοποιηθούν και οι τρεις τύποι προβλέψεων για διαφορετική συχνότητα δεδομένων. Συγκεκριμένα, θα επιχειρηθεί εκτίμηση 13 εβδομάδων (3 μήνες) για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, 12 μηνών για τις μεσοπρόθεσμες και 4 ετών για τις μακροπρόθεσμες.

Οι μέθοδοι που θα αναλυθούν στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι η απλοϊκή μέθοδος (Naïve), οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης (σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, φθίνουσας τάσης), η Κλασική μέθοδος *Theta* και η Απλής και Πολλαπλή Γραμμικής Παλινδρόμησης.

Η απλοϊκή μέθοδος (Naïve) αποτελεί την πιο απλή στατιστική μέθοδο. Η πρόβλεψη που προκύπτει από τη μέθοδο αυτή είναι ίση με την πραγματική τιμή της προηγούμενης παρατήρησης.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης βασίζονται στη υπόθεση ότι η μεταβολή των προς πρόβλεψη χρονοσειρών ακολουθεί ένα πρότυπο συμπεριφοράς που το διατηρεί στο χρόνο. Αυτές οι μέθοδοι με βάση τα παρελθόντα δεδομένα (τάση, κύκλος, κτλ) δημιουργούν μια εξομαλυμένη χρονοσειρά, απομονώνοντας ουσιαστικά το λανθάνον πρότυπο εξέλιξης του εκάστοτε μεγέθους από τις τυχαίες διακυμάνσεις. Το μοντέλο

σταθερής τάσης ακολουθεί την παραδοχή πως δεν υπάρχει τάση στα δεδομένα της χρονοσειράς, με σταθερό, δηλαδή, μέσο όρο δεδομένων. Η πρόβλεψη προκύπτει από την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής. Το μοντέλο γραμμικής τάσης, το πιο διαδεδομένο από όλα, παράγει προβλέψεις μέσω της προέκτασης μίας ευθείας γραμμής. Τέλος, το μοντέλο φθίνουσας τάσης απεικονίζεται από μια φθίνουσα καμπύλη και περιγράφει καλύτερα χρονοσειρές μακροπρόθεσμων προβλέψεων που φθίνουν εκθετικά.

Η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης εξετάζει τη σχέση μεταξύ μόνο δύο μεγεθών. Το προς πρόβλεψη μέγεθος αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή και το άλλο την ανεξάρτητη μεταβλητή. Βασική προϋπόθεση είναι να υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους. Στην περίπτωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης υπάρχουν πολλές και όχι μία ανεξάρτητη μεταβλητή. Σκοπός είναι να συμπεριλάβει όλες τις μεταβλητές που επηρεάζουν το προς πρόβλεψη μέγεθος.

Η μέθοδος *Theta* είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης. Βασίζεται στην μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ , η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Οι χρονοσειρές που δημιουργούνται από αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές *Theta* και ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ μπορούν είτε να προσεγγίσουν σε καλό βαθμό την μακροπρόθεσμη συμπεριφορά της χρονοσειράς είτε να τονίσουν τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά αυτών. Το μοντέλο πρόβλεψης *Theta* υπαγορεύει την αποσύνθεση της αρχικής χρονοσειράς σε δύο ή περισσότερες τέτοιες γραμμές *Theta*, οι οποίες με τη σειρά τους προεκτείνονται ξεχωριστά. Στο τέλος, γίνεται συνδυασμός των προβλέψεων τους με ανάλογα βάρη.

1.4 Δεδομένα και Προετοιμασία Χρονοσειρών

Σημαντικό κομμάτι στον τομέα της πρόβλεψης είναι η εύρεση των κατάλληλων δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά ωστόσο σπάνια αποτελούν την προς μελέτη χρονοσειρά χωρίς να υποστούν κάποια επεξεργασία, η οποία θα οδηγήσει σε μια εξομαλυμένη χρονοσειρά κατάλληλη για πρόβλεψη. Η επεξεργασία αυτή μπορεί να αφορά διαδικασίες όπως η εξαίρεση ορισμένων δεδομένων, η διαχείριση μηδενικών τιμών, η άθροιση των δεδομένων στην επιθυμητή συχνότητα, η εύρεση και διαχείριση ασυνήθιστων τιμών, η αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς κ.α. Οι παραπάνω διαδικασίες βασίζονται τόσο σε αυτοματοποιημένες τεχνικές όσο και σε πληροφορίες σχετικές με τον τομέα της πρόβλεψης αλλά και στην κριτική σκέψη του μελετητή.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε για την πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τα κύρια και τα δευτερεύοντα. Τα κύρια δεδομένα αφορούν τα δεδομένα που αποτέλεσαν τις προς πρόβλεψη χρονοσειρές μας και αφορούν ποσότητες φυσικού αερίου. Η δεύτερη κατηγορία αφορά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στις μεθόδους της γραμμικής παλινδρόμησης (απλή ή πολλαπλή).

Επόμενο βήμα στη διαδικασία της πρόβλεψης είναι η επεξεργασία των δεδομένων ώστε να καλύπτουν τις ανάγκες κάθε είδους πρόβλεψης. Αρχικά, φέραμε τα δεδομένα στην επιθυμητή συχνότητα για κάθε είδος πρόβλεψης. Κι αν για τα δεδομένα των μακροπρόθεσμων προβλέψεων κάτι τέτοιο δεν ήταν απαραίτητο, δεν

συμβαίνει το ίδιο για τα δεδομένα των βραχυπρόθεσμων και μεσοπρόθεσμων προβλέψεων. Έτσι λοιπόν, προχωρήσαμε σε αθροίσεις ώστε να έχουμε συχνότητα εβδομάδων και μηνών στα δεδομένα μας. Στην διπλωματική αυτή εργασία, θεωρήθηκε σκόπιμο η παραγωγή προβλέψεων τόσο σε επίπεδο σημείων εισόδου/εξόδου όσο και σε επίπεδο γεωγραφικού διαμερίσματος, κατηγορίας καταναλωτή και συνολικά. Γι αυτό το λόγο, στα τροποποιημένα αυτά δεδομένα, προχωρήσαμε σε επιπλέον κατηγοριοποιήσεις ανά κατηγορία καταναλωτή και ανά γεωγραφικό διαμέρισμα. Αντιστοιχήσαμε, δηλαδή, κάθε ένα σημείο εξόδου στην εκάστοτε κατηγορία ενώ έγινε και μία ακόμα ομαδοποίηση που αφορούσε τις εξής δύο κατηγορίες : τα σημεία εξόδου και τα σημεία εισόδου. Η κατηγοριοποίηση ανά καταναλωτή περιελάμβανε τις εξής κατηγορίες: τους «Ηλεκτροπαραγωγούς», τις «Εξόδους Αποκλειστικών Πελατών» και τους «Λοιπούς Πελάτες». Η πρώτη κατηγορία αποτελείται από τα σημεία εξόδου που ικανοποιούν ηλεκτροπαραγωγούς (ΔΕΗ, Ιδιώτες), η δεύτερη περιλαμβάνει τα σημεία εξόδου που προορίζονται αποκλειστικά για ιδιώτες και η τρίτη αποτελείται από τις Εταιρείες Παροχής Αερίου, ορισμένες μικρές βιομηχανίες και τη συμπαραγωγή.

Για να είναι δυνατή η πρόβλεψη με τα μοντέλα που έχουμε περιγράψει σε προηγούμενο κεφάλαιο, θα πρέπει να επεξεργαστούμε κατάλληλα τις διαθέσιμες χρονοσειρές, ώστε να προκύψει μια εξομαλυσμένη χρονοσειρά. Αυτή η επεξεργασία περιλαμβάνει την εξάλειψη των μηδενικών και των ασυνήθιστων τιμών που τυχόν παρατηρούνται στις τροποποιημένες χρονοσειρές αλλά και στην αφαίρεση της εποχιακής συμπεριφοράς όπου αυτή εντοπίζεται, μέσω μεθόδων ελέγχου εποχιακότητας. Η αφαίρεση της εποχιακής συμπεριφοράς πραγματοποιείται μέσω της μεθόδου της κλασσικής αποσύνθεσης.

Στη διπλωματική αυτή εργασία, πέρα από τη μελέτη των αποτελεσμάτων των προβλέψεων που βασίζονται σε μεμονωμένα μοντέλα ή συνδυασμούς αυτών, επιχειρείται και η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων μέσω της Bottom-Up διαδικασίας. Η Bottom-Up πρόβλεψη βρίσκει εφαρμογή σε δεδομένα που έχουν σχέση μεταξύ τους και εμφανίζουν μια κάποια ιεραρχία. Αρχικά, εξετάζουμε τις προβλέψεις που προκύπτουν από κάθε σημείο εισόδου/εξόδου ξεχωριστά και μελετάμε κατά πόσο, αν συνδυαστούν, μπορούν να δώσουν ακριβείς προβλέψεις για το σύνολο των σημείων. Ακόμα, αθροίζουμε τα αποτελέσματα των προβλέψεων των σημείων εξόδου και τα συγκρίνουμε με τα δεδομένα που αφορούν τις κατηγοριοποιήσεις ανά καταναλωτή και ανά γεωγραφική περιοχή. Στην τρίτη περίπτωση Bottom-Up προβλέψεων συνδυάζουμε τα αποτελέσματα που δίνουν οι κατηγορίες των καταναλωτών και των γεωγραφικών διαμερισμάτων ώστε να λάβουμε συνολικές προβλέψεις. Τέλος, συνδυάζουμε τα αποτελέσματα των κατηγοριών του ενεργειακού ισοζυγίου που εμφανίζουν κάποια σχέση μεταξύ τους.

1.5 Αποτελέσματα και Συμπεράσματα

Κατά τη διεκπεραίωση της παρούσας διπλωματικής και βάσει των αποτελεσμάτων που εξήχθησαν, μπορούμε να καταλήξουμε στα εξής συμπεράσματα:

- Η πρόβλεψη για μακροπρόθεσμο ορίζοντα παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα από τους υπολοίπους, ενώ και οι προβλέψεις για

βραχυπρόθεσμο ορίζοντα εμφάνισαν ικανοποιητικές τιμές. Τελευταίες στην κατάταξη και στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων εμφανίστηκαν οι προβλέψεις για μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης. Παρακάτω παρουσιάζεται πίνακας που δίνει το μέσο όρο των ελάχιστων δεικτών MAPE για το σύνολο των χρονοσειρών σε κάθε χρονικό ορίζοντα.

Ορίζοντας Πρόβλεψης	Μέσος Όρος ελάχιστων δεικτών MAPE για το σύνολο των χρονοσειρών
Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	16,86%
Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	23,89%
Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	11,94%

Πίνακας 1.1- Μέσος Όρος MAPE ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης

- Για το σύνολο των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα παρουσίασαν η Κλασσική Μέθοδος Theta και η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (SES) . Αντίστοιχα, για μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης πιο ακριβείς παρουσιάστηκαν η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (SES) και ο συνδυασμός αυτής με την μέθοδο φθίνουσας εκθετικής εξομάλυνσης (Damped). Στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων χαμηλότερους δείκτες κατάταξης κατείχαν η Κλασσική Μέθοδος Theta και ο συνδυασμός αυτής με τη μέθοδο φθίνουσας εκθετικής εξομάλυνσης(Damped). Παρακάτω παρουσιάζεται ένας συγκεντρωτικό πίνακας των δεικτών κατάταξης των μεθόδων ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης.

Ορίζοντας Πρόβλεψης	Μοντέλο Πρόβλεψης	Δείκτης αξιολόγησης με βάση το MAPE	Μ.Ο Δείκτη MAPE	Δείκτης αξιολόγησης με βάση το sMAPE	Μ.Ο. Δείκτη sMAPE
Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	Theta	4,40	19,77%	4,09	18,85%
	SES	4,23	20,04%	4,12	19,24%
Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	SES	4,02	28,78%	4,55	24,56%
	Damped-SES	4,02	28,93%	4,50	24,42%
Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	Damped-Theta	3,42	15,69%	3,42	15,97%
	Theta	3,42	18,66%	3,67	20,25%

Πίνακας 1.2- Δείκτες αξιολόγησης ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης

- Τόσο σε επίπεδο βραχυπρόθεσμων όσο και σε επίπεδο μεσοπρόθεσμων προβλέψεων χαμηλότερους δείκτες σφάλματος εμφάνισαν οι προβλέψεις ανά κατηγορία καταναλωτών. Ακόμα, οι χρονοσειρές που δεν παρουσίασαν εποχιακή συμπεριφορά είχαν πιο ακριβή αποτελέσματα από αυτές που δεν είχαν. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα αυτά:

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μέσος Όρος MAPE	
	Βραχυπρόθεσμος ορίζοντας Πρόβλεψης	Μεσοπρόθεσμος ορίζοντας Πρόβλεψης
Σύνολο εισόδων-εξόδων	16,96%	14,52%
Καταναλωτές	16,56%	9,38%
Γεωγραφικά διαμερίσματα	18,05%	18,64%
Αγωγοί	17,46%	26,65%
Μη Εποχιακές χρονοσειρές	16,64%	20,86%
Εποχιακές χρονοσειρές	18,56%	27,93%
Σύνολο χρονοσειρών	17,45%	23,89%

Πίνακας 1.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών

- Όσον αφορά τον προσδιορισμό του καταλληλότερου μοντέλου πρόβλεψης για την εκάστοτε κατηγορία χρονοσειρών ή για το σύνολό τους αυτός θα πραγματοποιηθεί μέσω της διαδικασίας της παραμετρικής κατάταξης των μεθόδων. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ο παρακάτω Πίνακας:.

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μοντέλο Πρόβλεψης	
	Βραχυπρόθεσμος ορίζοντας	Μεσοπρόθεσμος ορίζοντας
Σύνολο εισόδων-εξόδων	Naïve	SES
Κατηγορίες Καταναλωτών	SES	Damped-Theta
	Naïve	Damped
Γεωγραφικά διαμερίσματα	SES	SES
Ανά σημείο εισόδου/εξόδου	SES	Damped- SES
Ανά σημείο εισόδου	SES	SES
Ανά σημείο εξόδου	Theta	Theta
Σύνολο χρονοσειρών	SES	SES
		Damped-SES

Πίνακας 1.4 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE

- Οι συνδυασμοί μεθόδων παρήγαγαν αρκετά καλές προβλέψεις σε κάθε χρονικό ορίζοντα και επίπεδο πρόβλεψης. Επιβεβαιώνεται και από τον πίνακα 1.2
- Οι προβλέψεις που προήλθαν από την Bottom-Up διαδικασία ξεπέρασαν σε ακρίβεια τις κανονικές προβλέψεις μόνο στο 41,37 % των περιπτώσεων. Ωστόσο, τα επίπεδα των σφαλμάτων ήταν στο ίδιο επίπεδο και δεν παρουσιάστηκαν αρκετά μεγάλες αποκλίσεις από αυτά που προέκυψαν από τις κανονικές προβλέψεις.
- Η μελέτη των πέντε μοντέλων γραμμικής παλινδρόμησης ανέδειξε μόνο το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή το χρόνο ως το πλέον κατάλληλο μοντέλο. Οι υπόλοιποι παράγοντες που εξετάστηκαν δεν απέδωσαν την απαραίτητη συσχέτιση με τα ετήσια δεδομένα μεγεθών φυσικού αερίου.

1.6 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η πρόβλεψη ζήτησης φυσικού αερίου στην Ελλάδα είναι ένα θέμα που χρίζει περαιτέρω ανάλυσης. Η συνεχής ανάπτυξη του δικτύου μεταφοράς και διανομής φυσικού αερίου αποτελεί κύριο λόγο ώστε να συνεχιστεί η προσπάθεια εύρεσης ικανοποιητικών μεθόδων για την πρόβλεψη της ζήτησης. Τα σημεία στα οποία θα μπορούσαν να επικεντρωθούν επόμενες μελέτες ή έρευνες αφορούν:

- Μελέτη απόδοσης κι άλλων μοντέλων ή μεθόδων πρόβλεψης για τα δεδομένα φυσικού αερίου.
- Παραγωγή Κριτικών Προβλέψεων και συνδυασμός τους με τα αποτελέσματα κλασσικών μεθόδων πρόβλεψης. Οι κριτικές προβλέψεις μπορούν να βασίζονται σε ειλημμένες αποφάσεις του διαχειριστή του ελληνικού συστήματος σχετικά με την επέκταση του δικτύου ή σε εκ των έσω πληροφορίες. Ακόμα, μπορούν να λαμβάνουν υπόψη τους το γενικότερο οικονομικό κλίμα στην Ελλάδα.
- Πρόβλεψη κατανάλωσης Φυσικού Αερίου για ημερήσια δεδομένα.
- Χρησιμοποίηση διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας στις συνιστώσες των Bottom-Up προβλέψεων ανάλογα με την επίδραση κάθε χρονοσειράς στο σύνολο.
- Χρησιμοποίηση διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας στους συνδυασμούς των μεθόδων πρόβλεψης. Οι μέθοδοι με τα περισσότερα ακριβή αποτελέσματα θα μπορούσαν να έχουν μεγαλύτερους συντελεστές βαρύτητας σε σχέση με τις υπόλοιπες.
- Αναζήτηση μεγαλύτερου εύρους καταγεγραμμένων δεδομένων ημερήσιας συχνότητας. Στην παρούσα διπλωματική εργασία ήταν διαθέσιμα δεδομένα μόνο από το έτος 2008 και μετά. Όσο μεγαλύτερο εύρος δεδομένων τόσο πιο εύκολα μπορούν να εντοπιστούν τα χαρακτηριστικά κάθε χρονοσειράς και να οδηγήσουν σε πιο ακριβείς προβλέψεις.

- Πρόβλεψη ζήτησης καταναλωτών που προμηθεύονται από το Σταθμό Υγροποιημένου Φυσικού Αερίου (ΥΦΑ) (Σημείο εισόδου «ΑΓΙΑ ΤΡΙΑΔΑ»).
- Πρόβλεψη ανά κατηγορία καταναλωτή με ποιο ακριβή κατηγοριοποίηση. Τέτοια, θα μπορούσε να είναι ο διαχωρισμός των οικιακών από τους εμπορικούς και μικρούς βιομηχανικούς πελάτες
- Μελέτη μοντέλων παλινδρόμησης με επιπλέον ανεξάρτητη μεταβλητή τη τιμή του φυσικού αερίου. Η συγκεκριμένη μοντελοποίηση δε κατέστη δυνατή στην παρούσα διπλωματική, λόγω της ιδιαίτερης τιμολογιακής πολιτικής για το φυσικό αέριο στην Ελλάδα.
- Πρόβλεψη ζήτησης φυσικού αερίου για ημερήσια συχνότητα δεδομένων.

Κεφάλαιο 2^ο : Εισαγωγή

Η εισαγωγή του φυσικού αερίου στο ενεργειακό ισοζύγιο της Ελλάδας έχει και αναμένεται να επηρεάσει ακόμα περισσότερο σημαντικούς κλάδους της οικονομικής και κοινωνικής ζωής της χώρας, μιας και εξασφαλίζεται η διαφοροποίηση των ενεργειακών πηγών στην χώρα, και μάλιστα με ένα καύσιμο υψηλής ποιότητας που μπορεί να διεισδύσει σε όλους σχεδόν τους κλάδους. Οι κλάδοι αυτοί αφορούν την ηλεκτροπαραγωγή, την βιομηχανία, τη συμπαραγωγή ηλεκτρισμού – θερμότητας αλλά και οικιακές και εμπορικές καταναλώσεις ενώ χρησιμοποιείται ακόμα και στον τομέα των μεταφορών. Ένα από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα του είναι ότι αποτελεί την καθαρότερη πηγή πρωτογενούς ενέργειας, μετά τις ανανεώσιμες μορφές. Τα μεγέθη των εκπεμπόμενων ρύπων είναι σαφώς μικρότερα σε σχέση με τα συμβατικά καύσιμα, ενώ η βελτίωση του βαθμού απόδοσης μειώνει τη συνολική κατανάλωση καυσίμου και συνεπώς περιορίζει την ατμοσφαιρική ρύπανση. Δεύτερο πλεονέκτημα του αποτελεί το γεγονός πως η τιμή του κυμαίνεται σε χαμηλότερα επίπεδα από αυτά του πετρελαίου. Αυτοί οι λόγοι είναι που καθιστούν το φυσικό αέριο ιδιαίτερα δημοφιλές ώστε τα τελευταία χρόνια να εμφανίζει μεγαλύτερη διείσδυση στην ενεργειακή αγορά της χώρας μας έναντι των λοιπών καυσίμων. Ειδικότερα, θεωρείται ως το βασικό εργαλείο προώθησης του Ευρωπαϊκού στόχου 20-20-20 και κατ' ακολουθία της ενιαίας Ευρωπαϊκής Ενεργειακής Πολιτικής. Το φυσικό αέριο αποτελεί κυρίαρχη ενεργειακή επιλογή της Ευρωπαϊκής Ένωσης, θεωρείται το καύσιμο του 21^{ου} αιώνα και συγχρόνως γέφυρα διαχρονικής μετάβασης από τις συμβατικές στις ανανεώσιμες μορφές ενέργειας.

Το Εθνικό Σύστημα Φυσικού Αερίου (ΕΣΦΑ) μεταφέρει φυσικό αέριο από τα ελληνοβουλγαρικά και ελληνοτουρκικά σύνορα, καθώς και από τον τερματικό σταθμό υγροποιημένου φυσικού αερίου, ο οποίος βρίσκεται εγκατεστημένος στη νήσο Ρεβυθούσα του κόλπου Μεγάρων, σε καταναλωτές εγκατεστημένους στην ηπειρωτική Ελλάδα. Το Φυσικό Αέριο φτάνει στην Ελλάδα με δύο τρόπους, μέσω υπόγειων αγωγών από Ρωσία και Τουρκία και ως Υγροποιημένο Φυσικό Αέριο (ΥΦΑ-LNG) που αποθηκεύεται στις δεξαμενές της Ρεβυθούσας, αεριοποιείται και στη συνέχεια εισέρχεται στο δίκτυο από το σημείο εισόδου Αγία Τριάδα. Κύριο διανομέα φυσικού αερίου στην Ελλάδα αποτελεί η Δημόσια Εταιρεία Παροχής Αερίου (ΔΕΠΑ) με το πελατολόγιο της να αποτελείται από ηλεκτροπαραγωγούς και βιομηχανίες έως και οικιακούς καταναλωτές και κίνηση οχημάτων. Ωστόσο, υπάρχει και η δυνατότητα προμήθειας από την ευκαιριακή αγορά (*spot* αγορά), μέσω του σταθμού ΥΦΑ της Ρεβυθούσας καθώς η ελληνική αγορά Φυσικού Αερίου βρίσκεται

υπό καθεστώς απελευθέρωσης από το 2005. Θεωρητικά αυτό σημαίνει ότι οι ενδιαφερόμενοι μπορούν να προμηθεύονται την απαραίτητη ποσότητα φυσικού αερίου χωρίς την παρεμβολή της εταιρείας διανομής.

Τόσο ο Διαχειριστής του Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου (ΔΕΣΦΑ) όσο και η ΔΕΠΑ έχουν ήδη αναπτύξει σχέδια δράσης για την επέκταση του δικτύου τους και των περιοχών που θα δραστηριοποιούνται. Ωστόσο, το γενικότερο οικονομικό κλίμα στην Ελλάδα εισάγει μία αβεβαιότητα στη λήψη των όποιων αποφάσεων. Στα πλαίσια αυτά, γίνεται σαφής η αναγκαιότητα της υποστήριξης των αποφάσεων αυτών. Η πρόβλεψη της αναμενόμενης ζήτησης φυσικού αερίου από πλευράς καταναλωτών θα μπορούσε να επιτελέσει τον επικουρικό αυτό ρόλο. Πρόβλεψη μακροπρόθεσμου ορίζοντα θα μπορούσε να αποτελέσει μία βάση στρατηγικού σχεδιασμού των επόμενων ετών ενώ μια πρόβλεψη μεσοπρόθεσμου ή βραχυπρόθεσμου ορίζοντα θα ήταν χρήσιμη για περιπτώσεις διατήρησης αποθεμάτων ή επίτευξης συμφωνιών.

Ο κλάδος των προβλέψεων, όλο και περισσότερο, αποκτά κεντρικό ρόλο στον τομέα των επιχειρήσεων, τόσο σε επίπεδο σχεδιασμού και καθορισμού στρατηγικών όσο και σε επίπεδο χρονικού προγραμματισμού και ελέγχου αγοράς. Η ανάγκη για την παραγωγή ικανοποιητικών προβλέψεων έχει οδηγήσει τους διάφορους ερευνητές στην παραγωγή πληθώρας μοντέλων, το κάθε ένα με τα χαρακτηριστικά του. Κοινή τους αφετηρία, η ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων των προβλέψεων.

Στα πλαίσια αυτά, η παρούσα διπλωματική εργασία έχει θέσει ως στόχο την ανάλυση της πρόβλεψης της ζήτησης φυσικού αερίου με σκοπό τον προσδιορισμό της πλέον αποδοτικής και κατάλληλης μεθόδου πρόβλεψης. Μελετώνται κλασσικά μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, μοντέλα γραμμικών παλινδρομήσεων και η ιδιαίτερα αποδοτική σε διαγωνισμούς προβλέψεων, Κλασσική Μέθοδος *Theta*. Μέσω της κατηγοριοποίησης των καταναλωτών και της διαδικασίας των Bottom-Up προβλέψεων ερευνώνται εναλλακτικοί τρόποι πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου. Η διπλωματική εργασία αποτελείται από τα παρακάτω εννέα κεφάλαια:

- Ευρεία περίληψη, όπου γίνεται μία ανασκόπηση ολόκληρης της διπλωματικής εργασίας.
- Εισαγωγή, που είναι το παρόν κεφάλαιο και περιγράφει την υπάρχουσα κατάσταση στο σύστημα φυσικού αερίου στην Ελλάδα.
- Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας, όπου καταγράφονται οι ήδη υπάρχουσες μελέτες σχετικά με το πρόβλημα ζήτησης φυσικού αερίου.
- Τεχνικές Προβλέψεων, στο οποίο περιγράφονται όλες οι μέθοδοι με τις οποίες θα ασχοληθούμε.
- Δεδομένα και Προετοιμασία Χρονοσειρών, στο οποίο γίνεται αναφορά στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν και στην επεξεργασία που προηγήθηκε των προβλέψεων.
- Παρουσίαση Αποτελεσμάτων, στο οποίο γίνεται αναλυτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων της διαδικασίας των προβλέψεων.
- Συζήτηση Αποτελεσμάτων, όπου πραγματοποιείται εκτενής συζήτηση πάνω στα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο.

- Συμπεράσματα και Προοπτικές, όπου γίνεται μία σύνοψη των αποτελεσμάτων και παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα ενώ γίνεται αναφορά και σε μελλοντικές προοπτικές.
- Βιβλιογραφία, στο οποίο παρατίθεται η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε για την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Κεφάλαιο 3^ο : Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

3.1 Εισαγωγή

Η δημοσίευση μελετών σχετικά με τον τομέα της πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου έχει αρχίσει από τα μέσα του τελευταίου αιώνα και έχει οδηγήσει σε ένα τεράστιο κύμα στις ερευνητικές δραστηριότητες την τελευταία δεκαετία. Αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζει την βιβλιογραφική μελέτη για την πρόβλεψη του φυσικού αερίου. Ο σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να παρασχεθεί η σύνθεση και η ανάλυση της δημοσιευμένης έρευνας σε αυτήν την περιοχή έως το τέλος του 2010. Η πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου ερευνήθηκε σε αρκετές διαφορετικές περιοχές, σε παγκόσμιο και εθνικό επίπεδο, σε επίπεδο συστημάτων διανομής αερίου, σε εμπορικούς και οικιακούς τομείς, και τελικά, σε μεμονωμένο επίπεδο πελατών. Χρησιμοποιήθηκαν διάφορων ειδών δεδομένα στην μοντελοποίηση των εκάστοτε μεθόδων πρόβλεψης όπως είναι οι οικονομικές παράμετροι, καιρικά δεδομένα, δεδομένα κατανάλωσης φυσικού αερίου προηγούμενων ετών, δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας, δεδομένα που προέκυψαν από προσομοιώσεις λογισμικού, δεδομένα οικιακών καταναλωτών και άλλες παράμετροι, όπως οι ημέρες της εβδομάδας. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ποικίλλει από μερικές ώρες σε μερικές δεκαετίες μπροστά.

Στο παρόν κεφάλαιο αρχικά θα παρουσιαστούν συνοπτικά οι μελέτες που έχουν δημοσιευτεί επισημαίνοντας τα κύρια στοιχεία τους. Στην συνέχεια, θα παρουσιαστούν πίνακες ταξινομώντας κάθε εργασία ανάλογα με την χρονολογία δημοσίευσής της, με την περιοχή στην οποία εφαρμόζονταν, τον ορίζοντα πρόβλεψης, τα χρησιμοποιηθέντα δεδομένα και τα μοντέλα πρόβλεψης πάνω στα οποία εστίασε η κάθε μελέτη.

3.2 Σύντομη ανασκόπηση

Όταν το φυσικό αέριο χρησιμοποιήθηκε εμπορικά για πρώτη φορά στη Μεγάλη Βρετανία περίπου το 1785, είχε παραχθεί από τον άνθρακα [1], ενώ σύντομα, όπως και σήμερα παράγεται με τη διάτρηση του γήινου πυρήνα. Με την εξέλιξη των συστημάτων διανομής αερίου και της αυξανόμενης κατανάλωσης, με το πέρασμα των ετών τέθηκαν οι εξής ερωτήσεις: Πόσο αέριο θα καταναλώσουμε; Πόσο καιρό θα λαμβάνουμε το φυσικό αέριο από τον γήινο πυρήνα; Πόσο μεγάλους αγωγούς χρειαζόμαστε; Σε κάθε διαδικασία λήψης απόφασης η πρόβλεψη είναι ένα από τα κύρια εργαλεία. Έτσι άρχισε στην αγορά αερίου. Στα μέσα του 20^{ου} αιώνα, ο Verhulst [2] ερεύνησε τη ζήτηση για το αέριο στη γαλλική βιομηχανία αερίου, με

διαθέσιμα στοιχεία ένα δείγμα 46 εταιριών που διαιρέθηκαν σε τρεις ομάδες. Αυτές έχτιζαν ένα πρότυπο που καθορίστηκε από την εξίσωση ζήτησης, την εξίσωση της παραγωγής και την εξίσωση ισορροπίας μεταξύ τιμής και εισοδήματος. Σχεδόν συγχρόνως, ο Hubbert [3], [4] ερευνήσε τον κύκλο ζωής των τομέων απολιθωμένων καυσίμων και περιέγραψε το χαρακτηριστικό κύκλο ζωής τους. Στις εργασίες του, καθιέρωσε το λεγόμενο «Hubbert curve model» από μαθηματικές σχέσεις που περιλαμβάνονται στον πλήρη κύκλο της παραγωγής οποιουδήποτε εξαντλήσιμου πόρου και στο ποσοστό παραγωγής dQ/dt συναρτήσει του χρόνου. Αργότερα, χρησιμοποιήθηκε σε πολλές μελέτες ως εργαλείο πρόβλεψης για την παραγωγή και την κατανάλωση απολιθωμένων καυσίμων. Οι εργασίες του Hubbert έχουν χρησιμοποιηθεί συχνά ως βάση ή ως αναφορά από την έκδοση τους μέχρι σήμερα αν και ορισμένες μελέτες το έχουν εγκρίνει [5], [6], [7] ενώ άλλες όχι [8]. Το 1966 οι Balestra και Nerlove [9] χρησιμοποίησαν παραμέτρους οικονομετρίας σε οικιακούς και εμπορικούς τομείς, που χρησιμοποιούν ένα συνηθισμένο μοντέλο ελαχίστων τετραγώνων για να προβλέψουν τη ζήτηση φυσικού αερίου. Το 1973 η πρόβλεψη της ζήτησης φυσικού αερίου χρησιμοποιήθηκε από τους Tinic et al [10] ως εργαλείο για την οικονομική αξιολόγηση του αγροτικού σχεδίου αεριοποίησης. Χρησιμοποιώντας το γενικευμένο μοντέλο των Balestra και Nerlove, οι Berndt και Watkins [11] το 1977 προσπάθησαν να εκτιμήσουν ένα οικονομετρικό μοντέλο για τη ζήτηση φυσικού αερίου στους οικιακούς και εμπορικούς τομείς της αγοράς στη Κολούμπια και το Οντάριο.

Το 1983 προβλέψεις μερικών ημερών πραγματοποιήθηκαν από τον Piggott [12]. Το 1987 οι μέθοδοι παλινδρόμησης χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της συνολικής μηνιαίας βιομηχανικής ζήτησης για το φυσικό αέριο στις ΗΠΑ από τους Herbert et al [13]. Το ίδιο έτος, ο Herbert [14] ανέλυσε τις μηνιαίες πωλήσεις του φυσικού αερίου οικιακών πελατών στις Ηνωμένες Πολιτείες χρησιμοποιώντας μεθόδους παλινδρόμησης για να εκτιμήσει τις μηνιαίες και ετήσιες παραδόσεις φυσικού αερίου. Το 1988 ο Werbos [15] μελέτησε μια εφαρμογή back-propagation στην ανερχόμενη αγορά αερίου.

Τρία έτη αργότερα, οι Liu και Lin [16] μελέτησαν την κατανάλωση φυσικού αερίου στην Ταϊβάν για τον οικιακό τομέα χρησιμοποιώντας μηνιαία και τριμηνιαία στοιχεία και ως μεταβλητές είχε τιμές φυσικού αερίου και θερμοκρασία. Χρησιμοποιώντας τα μικροοικονομικά στοιχεία κατανάλωσης, το 1994, οι Lee και Singh [17] μελέτησαν πρότυπα σε κατανάλωση ηλεκτρικού και φυσικού αερίου από οικιακούς καταναλωτές. Το ίδιο έτος, οι Brown et al [18] ανέπτυξαν μοντέλα βασισμένα σε feed-forward τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να προβλέψουν την κατανάλωση αερίου σε καθημερινή βάση. Δύο έτη αργότερα, το 1996, ο Nagy [19] χρησιμοποίησε οικονομετρικά μοντέλα για να υπολογίσει τη ζήτηση για το φυσικό αέριο στο Κουβέιτ, οι Brown και Iftekhar [20] χρησιμοποίησαν feed-forward τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να προβλέψουν την καθημερινή κατανάλωση αερίου σε δύο περιοχές στο Wisconsin που εξυπηρετούνται από την επιχείρηση αερίου του Wisconsin. Οι Smith et al [21] χρησιμοποίησαν expert systems για την πρόβλεψη ζήτησης φυσικού αερίου από την περιφερειακή επιχείρηση αερίου και σύγκριναν τα αποτελέσματά τους με το αποτέλεσμα που επιτεύχθηκε από τις παραδοσιακές τεχνικές. Οι Suykens et al [22] πρότειναν ακριβές νευρωνικό δίκτυο για την κατανάλωση αερίου στο Βέλγιο, ενώ στην Αυστραλία οι Bartels et al [23] χρησιμοποίησαν στατιστική μέθοδο υπό όρους ανάλυσης ζήτησης (CDA) για να υπολογίσουν την κατανάλωση τελικής χρήσης φυσικού αερίου. Το επόμενο έτος, οι

Sailor και Munoz [24] ανέπτυξαν μια μεθοδολογία για την αξιολόγηση της ευαισθησίας της κατανάλωσης ηλεκτρικού και φυσικού αερίου απέναντι στις περιβαλλοντολογικές συνθήκες. Οι Al- Jarri και Startzman [5] πήραν ρίσκο υπολογίζοντας την παγκόσμια μελλοντική προσφορά και ζήτηση για τα υγρά πετρελαίου (υγρά ακατέργαστου πετρελαίου και φυσικού αερίου) έως το έτος 2050. Το 1999 οι Khotanzad και Elragal [25] χρησιμοποίησαν έναν συνδυασμό τεχνητών νευρωνικών δικτύων που αποτελούνται από δύο επίπεδα συστήματα.

Το επόμενο έτος οι Khotanzad et al [26] μελέτησαν περαιτέρω την εργασία για το συνδυασμό τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της κατανάλωσης φυσικού αερίου και οι Durmayaz et al [74] χρησιμοποίησαν τη μέθοδο «degree-hour» για να εκτιμήσουν την απαιτούμενη θερμική ενέργεια και το απαιτούμενο καταναλισκόμενο καύσιμο στις οικίες της Κωνσταντινούπολης. Συγχρόνως, οι Al-Fattah και Startzman [27] πρόβλεψαν τον ανεφοδιασμό παγκόσμιου φυσικού αερίου για τα επόμενα πενήντα προσεχή έτη χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση του μοντέλου «multicyclic Hubbert». Το 2001 οι Gumrah et al [28] χρησιμοποίησαν την ιδέα του «degree-day» για τη μοντελοποίηση της ζήτησης φυσικού αερίου για την περίπτωση της Άγκυρας. Το 2002 οι Tahat et al [29] χρησιμοποίησαν το σύστημα TAS για να προσομοιώσουν και να προβλέψουν την κατανάλωση ενέργειας σε ένα χαμηλής ενέργειας σπίτι στο μεσογειακό κλίμα της Ιορδανίας. Το 2003 η κατανάλωση φυσικού αερίου της Πολωνίας ερευνήθηκε από τους Siemek et al [30]. Χρησιμοποίησαν μια προσαρμογή του μοντέλου Hubbert για να προβλέψουν την κατανάλωση φυσικού αερίου τα επόμενα σαράντα προσεχή έτη. Το ίδιο έτος, οι Sarak και Satman [31] χρησιμοποίησαν τη μέθοδο «degree-hour» για να εκτιμήσουν την κατανάλωση φυσικού αερίου θέρμανσης στην Τουρκία σε κατοικημένες περιοχές ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για το σχεδιασμό των δικτύων διανομής του φυσικού αερίου. Το 2004 οι Gogucu et al [32] χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για να αξιολογήσουν και να προβλέψουν την κατανάλωση αερίου στην πόλη της Άγκυρας. Οι Cho et al [33] εξέτασαν την επίδραση της περιόδου μέτρησης στην ακρίβεια της προβλεφθείσας ετήσιας κατανάλωσης ενέργειας θέρμανσης του κτιρίου. Οι Gogucu και Gumrah [34] ανέπτυξαν ένα μοντέλο πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης για να εντοπίσουν τους παράγοντες που επηρεάζουν τη ζήτηση φυσικού αερίου και για να προβλέψουν την κατανάλωση αερίου για την κύρια πόλη της Άγκυρας χρησιμοποιώντας αισιόδοξα και απαισιόδοξα σενάρια. Οι Aras και Aras [35] διαίρεσαν το έτος σε εποχή θέρμανσης και μη-θέρμανσης προκειμένου να ληφθούν τα κατάλληλα πρότυπα για την πρόβλεψη της μηνιαίας κατανάλωσης φυσικού αερίου από οικιακούς καταναλωτές. Οι Gil και Deferrari [36] παρουσίασαν ένα μοντέλο προκειμένου να προβλέψουν κυρίως την οικιακή και εμπορική κατανάλωση φυσικού αερίου στις αστικές περιοχές, για βραχυπρόθεσμο και μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης, καθημερινά και ενός έως πέντε προσεχών ετών αντίστοιχα. Οι Imam et al [37] χρησιμοποίησαν το μοντέλο «multicyclic Hubbert» ως τεχνική για να προβλεφθούν οι μελλοντικές τάσεις παραγωγής. Ο Elragal [38] πρότεινε μια νέα τεχνική για την βελτίωση της πρόβλεψης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) χρησιμοποιώντας το «Fuzzy-Genetic model». Ο Cavallo [8] παρουσίασε γιατί οι προβλέψεις παγκόσμιας και τοπικής πρόβλεψης φυσικού αερίου και πετρελαίου με τη χρήση της μεθοδολογίας Hubbert συνήθως έχουν αποτύχει. Το επόμενο έτος, οι Gutierrez et al [39] εξέτασαν τις δυνατότητες της «Gompertz-type innovation diffusion process» ως στοχαστικό μοντέλο αύξησης της κατανάλωσης φυσικού αερίου στην Ισπανία. Οι Viet και Mandziuk [40] ανέλυσαν διάφορες προσεγγίσεις για να προβλέψουν την κατανάλωση φυσικού αερίου σε δύο

διαφορετικές περιοχές στην Πολωνία, χρησιμοποιώντας «neural» και «fuzzy neural» συστήματα. Οι Thaler et al [41] περιέγραψαν ένα εμπειρικό μοντέλο για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας στα συστήματα μιας διανομής, και οι Pelikan και Simunek [42] μελέτησαν την δυνατότητα να συνδεθεί η ενότητα πρόβλεψης κατανάλωσης φυσικού αερίου με μια διοικητική ενότητα κινδύνου ώστε να οδηγήσει στον βέλτιστο στρατηγικό σχεδιασμό (ελάχιστη απώλεια) ή το βέλτιστο σχέδιο στρατηγικής πώλησης αερίου (μέγιστο κέρδος).

Το 2006 οι Musilek et al [43] έλυσαν το πρόβλημα της εποχιακής εξάρτησης με ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε ως πύλη για ένα συνδυαστικό στατιστικό μοντέλο. Το επόμενο έτος, το 2007, οι Vondracek et al [44] παρουσίασαν μια στατιστική προσέγγιση στην εκτίμηση κατανάλωσης φυσικού αερίου μεμονωμένων οικιακών και μικρών εμπορικών πελατών. Οι Potocnik et al [45] πρότειναν μια στρατηγική για να εκτιμήσουν τον κίνδυνο πρόβλεψης, ο Huntington [46] ανέπτυξε ένα στατιστικό μοντέλο της βιομηχανικής κατανάλωσης φυσικού αερίου βασισμένης σε ιστορικά στοιχεία στις Ηνωμένες Πολιτείες. Οι Sanchez-Ubeda και Berzosa [47] παρουσίασαν ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης που παρέχει πρόβλεψη σε μεσοπρόθεσμο ορίζοντα (1 – 3 έτη) με πολύ υψηλή ανάλυση (ημέρες) βασισμένο σε μια μέθοδο αποσύνθεσης. Οι Timmer και Lamb [48] ποσοτικοποίησαν σχέσεις μεταξύ χειμερινής (Νοέμβριος- Φεβρουάριος, Δεκέμβριος- Φεβρουάριος) θερμοκρασίας και της οικιακής κατανάλωσης αερίου για τις ανατολικές Ηνωμένες Πολιτείες για την περίοδο 1989 –2000, ανά περιοχή και σε μηνιαία και εποχιακή κλίμακα. Οι Potocnik et al [49] κατέδειξαν μια προσέγγιση ενεργειακής πρόβλεψης όπου οι κύκλοι κατανάλωσης ενέργειας αναλύονται και οι πληροφορίες που λαμβάνονται ενσωματώνονται στο πρότυπο πρόβλεψης. Το επόμενο έτος οι Brabec et al [50] πρόβλεψαν την καθημερινή κατανάλωση φυσικού αερίου σε επίπεδο μεμονωμένων πελατών, χρησιμοποιώντας μη γραμμικό μοντέλο παλινδρόμησης με μεταβλητές συγκεκριμένες παραμέτρους των μεμονωμένων πελατών. Οι Potocnik et al [51] μελέτησαν πρακτικές εκτιμήσεις για την κατασκευή εφαρμογών πρόβλεψης λόγω της οικονομικής προοπτικής της πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου, με ένα επεξηγηματικό παράδειγμα του σλοβένικου οικονομικού μοντέλου που παρακινεί τους διανομείς φυσικού αερίου να προβλέπουν τη μελλοντική κατανάλωσή τους με το ελάχιστο λάθος. Οι Kizilaslan και Karlik [52] εξέτασαν διάφορους διαφορετικούς αλγορίθμους προκειμένου να βρεθεί ένα κατάλληλο μοντέλο πρόβλεψης φυσικού αερίου για τις καθημερινές και εβδομαδιαίες τιμές της Κωνσταντινούπολης με τη χρησιμοποίηση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN). Οι Aydinalp - Koksai και Ugursal [53] μελέτησαν τη χρήση της υπό όρους μεθόδου ανάλυσης απαίτησης (CDA) για να μοντελοποιήσουν την κατανάλωση ενέργειας τελικής χρήσης από οικιακούς καταναλωτές στον Καναδά χρησιμοποιώντας μια έρευνα για τη χρήση οικιακής ενέργειας. Ο Aras [54] παρουσίασε μια εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων για να προβλεφθεί η βραχυπρόθεσμη ζήτηση του φυσικού αερίου από οικιακούς καταναλωτές. Οι Simunek και Pelikan [55] επεξεργάστηκαν δεδομένα θερμοκρασίας με σκοπό τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη κατανάλωσης αερίου και οι Jiang et al [56] έστρεψαν την έρευνά τους σε τρεις περιοχές: Πεκίνο, ΓκουανγκΝτογκ και Σαγγάη προκειμένου να προσδιοριστούν μερικοί από τους σημαντικότερους παράγοντες που μπορεί να οδηγήσουν στην κατανάλωση φυσικού αερίου στις βασικές περιοχές ζήτησης της Κίνας. Χρησιμοποιώντας την μοντέλο βελτιστοποίησης MARKAL, έδειξαν ότι το επίπεδο κατανάλωσης φυσικού αερίου είναι το πιο ευαίσθητο στα πολιτικά σενάρια,

το οποίο περιορίζει αυστηρά την εκπομπή SO₂ από τις εγκαταστάσεις παραγωγής ενέργειας.

Το 2009 οι Brabec et al συνέχισαν την εργασία τους για το στατιστικό μοντέλο για την κατασκευή και την εφαρμογή τυποποιημένων προφίλ φορτίων [57] και στατιστική βαθμολόγηση του μοντέλου κατανάλωσης φυσικού αερίου [58]. Οι Kizilaslan και Karlik [59] παρουσίασαν διαφορετικούς τύπους αλγορίθμων νευρωνικών δικτύων για τους οικιακούς και εμπορικούς καταναλωτές στην Κωνσταντινούπολη. Οι Yoo et al [60] εκτίμησαν τη συνάρτηση ζήτησης φυσικού αερίου από οικιακούς καταναλωτές στη Σεούλ. Οι Ma και Wu [61] χρησιμοποίησαν δυναμικό GM (1, 1) (Grey Model) για να προβλέψουν την κατανάλωση και την παραγωγή φυσικού αερίου στην Κίνα από το 2008 ως το 2015. Οι Reynolds και Kolodziej [62] ανέλυσαν τη νότια καναδική αγορά ανεφοδιασμού φυσικού αερίου και αυτή των Ηνωμένων Πολιτειών χρησιμοποιώντας το μοντέλο του Hubbert. Οι Tonkovic et al [63] δημιούργησαν ένα μοντέλο πρόβλεψης της κατανάλωσης φυσικού αερίου σε τοπικό επίπεδο με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων. Οι Xie και Li [64] εισήγαγαν ένα «Grey Model» βελτιστοποιημένο με γενετικούς αλγορίθμους για πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου. Οι Chen et al [65] παρουσίασαν μέθοδο βασισμένη στους γενετικούς αλγορίθμους προκειμένου να προβλεφθεί η κατανάλωση φυσικού αερίου της Κίνας. Οι Maggio και Cacciola [6] πρότειναν ένα πρότυπο βασισμένο σε μια παραλλαγή της γνωστής καμπύλης Hubbert, για να καθορίσουν την αιχμή και τη συμπεριφορά του παγκόσμιου ακατέργαστου πετρελαίου και της παραγωγής υδροποιημένου φυσικού αερίου (ΥΦΑ-NGL). Το 2010 οι Azadeh et Al [66] παρουσίασαν το σύστημα «adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS)» για την εκτίμηση της ζήτησης φυσικού αερίου στο Ιράν χρησιμοποιώντας δεδομένα καθημερινής κατανάλωσης φυσικού αερίου. Οι Ma και Li [67] ανέλυσαν τα αποθέματα, τη διανομή, την παραγωγή και τη χρησιμοποίηση των πόρων φυσικού αερίου στην Κίνα, και προέβλεψαν τη μελλοντική παραγωγή και κατανάλωση φυσικού αερίου της Κίνας χρησιμοποιώντας το γενικευμένο μοντέλο «Weng» και το «Grey Model». Οι Li et al [68] ανέπτυξαν ένα δυναμικό πρότυπο συστημάτων προκειμένου να παρακολουθηθεί η κατανάλωση φυσικού αερίου στο εγγύς μέλλον και να υποβληθούν προτάσεις για τις πολιτικές φυσικού αερίου στην Κίνα. Οι Xu και Wang [69] χρησιμοποίησαν το μοντέλο «Polynomial Curve and Moving Average Combination Projection (PCMACP)» για να υπολογίσουν τη μελλοντική κατανάλωση φυσικού αερίου στην Κίνα από το 2009 ως το 2015. Οι Forouzanfar et al [70] παρουσίασαν μια προσέγγιση για να προβλέψουν την κατανάλωση φυσικού αερίου για τους οικιακούς και εμπορικούς τομείς στο Ιράν. Ο Erdogdu [71] εστίασε στα χαρακτηριστικά της ζήτησης, εκτίμησε τις βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες ελαστικότητες τιμών και εισοδήματος κάθε τομέα ζήτησης φυσικού αερίου στην Τουρκία και προέβλεψε τη μελλοντική αύξηση αυτής χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο ARIMA. Ο Toksari [72] παρουσίασε μια ευριστική προσέγγιση για να εκτιμήσει τη ζήτηση φυσικού αερίου της Τουρκίας βασισμένη σε οικονομικούς δείκτες. Ο Dombayci [73] συνέκρινε ωριαία κατανάλωση ενέργειας θέρμανσης που υπολογίζεται με τη μέθοδο «degree-hour» με το αποτέλεσμα του μοντέλου νευρωνικών δικτύων κατανάλωσης ενέργειας ενός πρότυπου σπιτιού στην περιοχή Denizli, της Τουρκίας. Οι Behrouznia et al [75] παρουσίασαν μια «adaptive network based fuzzy inference system – fuzzy data envelopment» ανάλυση για την πρόβλεψη και ανάλυση της κατανάλωσης αερίου. Οι Valero και Valero [7] επέδειξαν πως η θερμοδυναμική και η ανάλυση εξέργειας ειδικότερα μπορούν να βοηθήσουν στην αξιολόγηση του βαθμού υποβάθμισης γήινων ορυκτών πόρων. Το 1981 οι Beierlein

et al [76] εκτίμησαν την ζήτηση για ηλεκτρική ενέργεια και φυσικό αέριο στις βορειοανατολικές Ηνωμένες Πολιτείες. Το 2006, ο Gelo [78] ανέλυσε μια οικονομική διαμόρφωση της μέσης κατανάλωσης αερίου στο Ζάγκρεμπ, Κροατία.

3.3 Ταξινόμηση ανά χρονολογία δημοσίευσης

Η βιβλιογραφία που αφορά το φυσικό αέριο κάνει τα πρώτα της βήματα ήδη από το 1949. Από τότε και για πέντε δεκαετίες αργότερα δεν είχαν σημειωθεί μεγάλα βήματα στον τομέα αυτό και ούτε είχε εκδηλωθεί ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Από το 2000 και μετά, ωστόσο, όλο και περισσότερες μελέτες που αφορούν το φυσικό αέριο αρχίζουν να δημοσιεύονται με τη βιβλιογραφία να αρχίζει να εμπλουτίζεται. Ειδικά από το 2007 και μετά, ίσως λόγω και της πετρελαϊκής κρίσης, πάνω από έξι σημαντικές μελέτες δημοσιεύονται κάθε χρόνο. Στον πίνακα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι δημοσιευμένες αυτές μελέτες ανά έτος δημοσίευσης έως το 2010.

Έτος έκδοσης	References
1949	Hubbert [3]
1950	Verhulst [2]
1956	Hubbert [4]
1966	Balestra and Nerlove [9]
1973	Tinic et a [10]
1977	Berndt and Watkins [11]
1981	Beierlein et al. [76]
1983	Piggott [12]
1987	Herbert et al. [13], Herbert [14]
1988	Werbos [15]
1991	Liu and Lin [16],
1994	Lee and Singh [17], Brown et al. [18]
1996	Nagy [19], Brown and Iftekhar [20], Smith et al. [21], Suykens et al. [22], Bartels et al. [23]
1997	Sailor and Munoz [24], Al-Jarri and Startzman [5]
1999	Khotanzad and Elragal [25]
2000	Khotanzad et al. [26], Durmayaz et al. [74], Al-Fattah and Startzman [27]
2001	Gumrah et al. [28]
2002	Tahat et al. [29]
2003	Siemek et al. [30], Sarak and Satman [31]
2004	Gorucu et al. [32], Cho et al. [33], Gorucu and Gumrah [34], Aras and Aras [35], Gil and Deferrari [36], Imam et al. [37], Elragal [38], Cavallo [8]
2005	Gutierrez et al. [39], Viet and Mandziuk [40], Thaler et al. [41], Pelikan and Simunek [42]
2006	Musilek et al. [43], Gelo [78]
2007	Vondracek et al. [44], Potocnik et al. [45], Huntington [46], Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Timmer and Lamb [48], Potocnik et al. [49]
2008	Brabec et al. [50], Potocnik et al. [51], Kizilaslan and Karlik [52],

	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53], Aras [54], Simunek and Pelikan [55], Jiang et al. [56]
2009	Brabec et al. [57] and [58], Kizilaslan and Karlik [59], Yoo et al. [60], Ma and Wu [61], Reynolds and Kolodziej [62], Tonkovic et al. [63], Xie and Li [64], Chen et al. [65], Maggio and Cacciola [6]
2010	Azadeh et al. [66], Ma and Li [67], Li et al. [68], Xu and Wang [69], Forouzanfar et al. [70], Erdogdu [71], Toksari [72], Dombayci [73], Behrouznia et al. [75], Valero and Valero [7]

Πίνακας 3.1- Ταξινόμηση μελετών ανά έτος δημοσίευσης

3.4 Ταξινόμηση ανά περιοχή/τομέα

Η πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου ερευνήθηκε σε διάφορες διαφορετικές περιοχές. Μελέτες αφορούσαν την πρόβλεψη του φυσικού αερίου τόσο σε παγκόσμιο όσο και σε εθνικό ή τοπικό επίπεδο. Παράγονταν προβλέψεις σε επίπεδο συστημάτων διανομής αερίου αλλά και σύμφωνα με κατηγοριοποιήσεις σε βιομηχανικούς, εμπορικούς και οικιακούς καταναλωτές. Ακόμα, υπήρξαν ορισμένες μελέτες που αφορούσαν προβλέψεις σε επίπεδο μεμονωμένων πελατών. Παρακάτω παρουσιάζεται πίνακας με την κατηγοριοποίηση αυτή.

Εφαρμοζόμενη περιοχή /τομέας	References
Πρόβλεψη σε παγκόσμιο επίπεδο	Hubbert [3] and [4], Al-Jarri and Startzman [5], Al-Fattah and Startzman [27], Imam et al. [37], Maggio and Cacciola [6], Valero and Valero [7], Behrouznia et al. [75]
Πρόβλεψη σε Εθνικό επίπεδο	Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Hubert [3] and [4], Suykens et al. [22] Siemek et al. [30], Gutierrez et al. [39], Huntington [46], Aydinalp-Koksal and Ugursal [53], Ma and Wu [61], Reynolds and Kolodziej [62], Xie and Li [64], Chen et al. [65], Azadeh et al. [66], Ma and Li [67], Li et al. [68], Xu and Wang [69], Erdogdu [71], Aras and Aras [35], Liu and Lin [16], Toksari [72], Nagy [19], Herbert [14], Herbert et al. [13], Aras [54], Forouzanfar et al. [70], Sarak and Satman [31]
Πρόβλεψη σε τοπικό επίπεδο	Beierlein et al. [76], Sailor and Munoz [24], Jiang et al. [56], Bartels et al. [23], Berndt and Watkins [11]
Πρόβλεψη σε σύστημα διανομής αερίου, πόλεις	Piggott [12], Brown et al. [18], Brown and Iftekhar [20], Smith et al. [21], Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Durmayaz et al.[74], Gumrah et al. [28], Gorucu et al. [32], Gorucu and Gumrah [34], Gil and Deferrari [36], Viet and Mandziuk [40], Thaler et al. [41], Musilek et al. [43], Gelo [78], Potocnik et al. [45], [49] and [51] Timmer and Lamb [48], Kizilaslan and Karlik [52] and [59], Tonkovic et al. [63], Yoo et al. [60]
Πρόβλεψη σε επίπεδο μεμονωμένων πελατών	Lee and Singh [17], Vondracek et al. [44], Brabec et al. [50] and [57]

Πίνακας 3.2- Ταξινόμηση μελετών ανά εφαρμοζόμενη περιοχή/τομέα

3.5 Ταξινόμηση ανά ορίζοντα πρόβλεψης

Οι παραπάνω μελέτες προχώρησαν σε προβλέψεις για διάφορους χρονικούς ορίζοντες. Χρονικοί ορίζοντες που κυμαίνονται από μερικές ώρες έως και κάποια χρόνια. Η πλειονότητα των μελετών ασχολήθηκαν με ετήσιες προβλέψεις. Αυτό το διαπιστώνει κανείς και από τον παρακάτω πίνακα όπου δίνει τις αναφερθείσες μελέτες ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντα που επέλεξαν.

Ορίζοντας πρόβλεψης	References
Ετήσια βάση	Hubbert [3] and [4], Berndt and Watkins [11], Al-Jarri and Startzman [5], Al-Fattah and Startzman [27], Durmayaz et al. [74], Sarak and Satman [31], Siemek et al. [30], Cavallo [8], Gorucu and Gumrah [34], Imam et al. [37], Gutierrez et al. [39], Huntington [46], Aydinalp-Koksal and Ugursal [53], Jiang et al. [56], Chen et al. [65], Ma and Wu [61], Maggio and Cacciola [6], Reynolds and Kolodziej [62], Xie and Li [64], Erdogdu [71], Forouzanfar et al. [70], Li et al. [68], Ma and Li [67], Toksari [72], Valero and Valero [7], Behrouznia et al. [75] and Xu and Wang [69]
Μηνιαία βάση	Herbert et al. [13], Herbert [14], Liu and Lin [16], Suykens et al. [22], Sailor and Munoz [24], Aras and Aras [35], Gelo [78], Timmer and Lamb [48], Aras [54], Kizilaslan and Karlik [59], Yoo et al. [60]
Καθημερινή βάση	Brown et al. [18], Brown and Iftekhar [20], Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Gumrah et al. [28], Turkey, Elragal [25], Musilek et al. [43], Potocnik et al. [45], Vondracek et al. [44], Brabec et al. [50], Kizilaslan and Karlik [52], Azadeh et al. [66]
Ωριαία βάση	Thaler et al. [41], Dombayci [73]
Συνδυασμένοι ορίζοντες πρόβλεψης (ανά μία ώρα και καθημερινά)	Potocnik et al. [49] and [51], Tonkovic et al. [63]
Συνδυασμένοι ορίζοντες πρόβλεψης (ανά μία ώρα, καθημερινά, εβδομαδιαία και ετήσια)	Brabec et al. [57]
Συνδυασμένοι ορίζοντες πρόβλεψης (καθημερινά και εβδομαδιαία)	Piggott [12]
Συνδυασμένοι ορίζοντες πρόβλεψης (καθημερινά, μηνιαία και ετήσια)	Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Gil and Deferrari [36]
Συνδυασμένοι ορίζοντες πρόβλεψης (καθημερινά, εβδομαδιαία και ανά τέσσερις εβδομάδες)	Viet and Mandziuk [40]

Πίνακας 3.3- Ταξινόμηση μελετών ανά ορίζοντα πρόβλεψης

3.6 Ταξινόμηση ανά χρησιμοποιηθέντα δεδομένα

Τα κύρια δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στην παραγωγή προβλέψεων αφορούσαν μεγέθη κατανάλωσης φυσικού αερίου σε ετήσια, μηνιαία, ημερήσια και ωριαία συχνότητα. Τα δευτερεύοντα δεδομένα αφορούν όλους τους παράγοντες που θεωρήθηκαν πως επηρεάζουν τη ζήτηση φυσικού αερίου και ήταν απαραίτητοι στην παραγωγή των αντίστοιχων μοντέλων πρόβλεψης. Παρακάτω παρουσιάζονται δύο πίνακες σχετικοί με τις παραπάνω κατηγοριοποιήσεις. Ο πρώτος πίνακας δίνει τις μελέτες ανάλογα με το είδος των δεδομένων και ο δεύτερος τις μελέτες ανάλογα με το είδος δεδομένων και τους επιπλέον παράγοντες (σε όποιες μελέτες υπήρχαν).

Κύρια δεδομένα εισόδου	References
Ετήσια στοιχεία κατανάλωσης	Hubbert [3] and [4], Maggio and Cacciola [6], Siemek et al. [30], Xu and Wang [69], Ma and Wu [61], Chen et al. [65], Gutierrez et al. [39], Forouzanfar et al. [70], Reynolds and Kolodziej [62], Ma and Li [67], Sarak and Satman [31], Bartels et al. [23], Huntington [46], Behrouznia et al. [75]
Μηνιαία στοιχεία κατανάλωσης	Herbert [14], Herbert et al. [13], Liu and Lin [16], Suykens et al. [22], Sailor and Munoz [24], Aras and Aras [35], Gil and Deferrari [36], Gelo [78], Timmer and Lamb [48], Aydinalp-Koksal and Ugursal [53], Kizilaslan and Karlik [59]
Καθημερινά στοιχεία κατανάλωσης	Brown et al. [18], Brown and Iftekhhar [20], Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Gumrah et al. [28], Viet and Mandziuk [40], Musilek et al. [43], Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Kizilaslan and Karlik [52], Brabec et al. [50] and [58], Azadeh et al. [66]
Ωριαία στοιχεία κατανάλωσης	Thaler et al. [41], Potocnik et al. [45], [49] and [51], Brabec et al. [57], Tonkovic et al. [63]

Πίνακας 3.4- Ταξινόμηση μελετών ανάλογα με τη συχνότητα κυρίων δεδομένων

Πρότυπος τύπος	Πρόσθετα δεδομένα εισόδου	References
Ετήσιο μοντέλο πρόβλεψης	Εκτίμηση αποθεμάτων απολιθωμένων καυσίμων	Hubbert [3] and [4], Maggio and Cacciola [6]
	Αναλογία πετρελαίου/φυσικού αερίου στα γνωστά κοιτάσματα	Hubbert [3] and [4]
	Θεσμικές επιρροές	Reynolds and Kolodziej [62],
	ΑΕΠ (ακαθάριστο εγχώριο προϊόν)	Ma and Li [67], Behrouznia et al. [75], Huntington [46],
	HDD (heating degree-days)	Sarak and Satman [31], Huntington [46]
	Αριθμός κατοικιών στις πόλεις	Sarak and Satman [31]
	Εμφιαλωμένη κατανάλωση αερίου	Bartels et al. [23]
	Αριθμός δωματίων	Bartels et al. [23]
	Ετήσιο οικιακό εισόδημα	Bartels et al. [23]
Κατανάλωση ορυκτών	Huntington [46]	

	καυσίμων	
	Τιμή φυσικού αερίου	Huntington [46]
	Καύσιμα και τιμή	Huntington [46]
	Τιμή άνθρακα	Huntington [46]
	Τιμή πετρελαιοειδών	Huntington [46]
Μηνιαίο μοντέλο πρόβλεψης	HDD (heating degree-days)	Herbert [14] , Herbert et al. [13]
	CDD (cooling degree-days)	Herbert [14]
	Τιμή φυσικού αερίου	Herbert [14] , Herbert et al. [13] , Liu and Lin [16] , Gelo [78] , Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Εισόδημα	Herbert [14]
	Τιμή μαζούτ	Herbert et al. [13]
	Θερμοκρασία	Liu and Lin [16] , Suykens et al. [22] , Sailor and Munoz [24] , Aras and Aras [35] , Gil and Deferrari [36] , Gelo [78] , Timmer and Lamb [48] , Aydinalp-Koksal and Ugursal [53] , Kizilaslan and Karlik [59]
	Αριθμός πελατών	Suykens et al. [22]
	Τιμή του πετρελαίου	Suykens et al. [22]
	Σχετική υγρασία	Sailor and Munoz [24]
	Ταχύτητα αέρα	Sailor and Munoz [24]
	Ημέρα της εβδομάδας	Gil and Deferrari [36] , Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Διακοπές ή εργάσιμες ημέρες	Gil and Deferrari [36]
	Μηνιαία μέση κατανάλωση φυσικού αερίου ανά πελάτη	Gelo [78]
	Μέσος μισθός	Gelo [78]
	Οικιακό εισόδημα	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Μέγεθος του θερμαινόμενου χώρου	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Αριθμός μισθωτών	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Αποδοτικότητα της θέρμανσης του λέβητα	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
	Ηλικία του λέβητα	Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
Καθημερινό μοντέλο πρόβλεψης	HDD (heating degree-days)	Brown et al. [18] , Brown and Iftekhar [20] , Gumrah et al. [28]
	Θερμοκρασία	Brown et al. [18] , Brown and Iftekhar [20] , Viet and Mandziuk [40] , Musilek et al. [43] , Brabec et al. [50] and [58]
	Ταχύτητα αέρα	Brown et al. [18] , Brown and Iftekhar [20]
	Ημέρα της εβδομάδας	Brown et al. [18] , Brown and Iftekhar [20] , Khotanzad and Elragal [25] , Khotanzad et al. [26] , Musilek et al. [43] , Sanchez-Ubeda and Berzosa [47] , Kizilaslan and Karlik [52] , Brabec et al. [50] and [58] , Azadeh et al. [66]
	Ημέρα του έτους	Brown et al. [18] , Brown and Iftekhar [20] , Musilek et al. [43] , Kizilaslan and Karlik

		[52]
	Μήνας του έτους	Kizilaslan and Karlik [52]
	Κατανάλωση προηγούμενης ημέρας	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Azadeh et al. [66]
	Κατανάλωση δύο ημέρες πριν	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Azadeh et al. [66]
	Θερμοκρασία προηγούμενης ημέρας	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26]
	Θερμοκρασία δύο ημέρες πριν	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26]
	Ταχύτητα αέρα προηγούμενης ημέρας	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26]
	Ταχύτητα δύο ημέρες πριν	Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26]
	Ημέρες Σαββατοκύριακου – εργάσιμων ημερών	Viet and Mandziuk [40], Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Brabec et al. [57]
	Διακοπές	Musilek et al. [43], Sanchez-Ubeda and Berzosa [47]
	Ειδικές εκτιμήσεις της εποχής θέρμανσης έναρξης/τελών	Musilek et al. [43]
	Καθημερινή ελάχιστη θερμοκρασία	Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Kizilaslan and Karlik [52]
	Καθημερινή μέγιστη θερμοκρασία	Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Kizilaslan and Karlik [52]
	Συνολικός αριθμός πελατών	Kizilaslan and Karlik [52]
	Κατανάλωση της ίδιας μέρας στο προηγούμενο έτος	Azadeh et al. [66]
Ωριαίο μοντέλο πρόβλεψης	Θερμοκρασία	Thaler et al. [41], Potocnik et al. [45], [49] and [51], Brabec et al. [57], Tonkovic et al. [63]
	Ταχύτητα αέρα	Thaler et al. [41], Tonkovic et al. [63]
	Εποχή	Thaler et al. [41], Potocnik et al. [45], [49] and [51]
	Ημέρα της εβδομάδας	Thaler et al. [41], Potocnik et al. [45], [49] and [51], Brabec et al. [57], Tonkovic et al. [63]
	Διακοπές	Potocnik et al. [45], [49] and [51]

Πίνακας 3.5- Ταξινόμηση μελετών ανάλογα με τα δευτερεύοντα δεδομένα

3.7 Ταξινόμηση με βάση τα μοντέλα πρόβλεψης

Όπως είναι φυσικό, η επιστημονική παγκόσμια κοινότητα προχώρησε στην πρόβλεψη φυσικού αερίου με βάση διαφορετικά μοντέλα και μεθόδους πρόβλεψης. Από πολύ απλά στατιστικά μοντέλα, όπως τα μοντέλα χρονοσειρών, και νευρωνικά δίκτυα έως οικονομετρικά μοντέλα και διάφορες πιο εξειδικευμένες μεθόδους. Παρακάτω δίνεται πίνακας με την ταξινόμηση των μελετών ανάλογα με το επιλεγθέν μοντέλο πρόβλεψης.

Μοντέλο Πρόβλεψης	References
Hubbert curve model	Hubbert [3] and [4], Al-Jarri and Startzman [5], Al-Fattah and Startzman [27], Siemek et al. [30], Cavallo [8], Imam et al. [37], Reynolds and Kolodziej [62], Maggio and Cacciola [6] and Valero and Valero [7]
Statistical models	Balestra and Nerlove [9], Beierlein et al. [76], Piggott [12], Herbert et al. [13], Herbert [14], Liu and Lin [16], Erdogdu [71], Brabec et al. [50], Lee and Singh [17], Sailor and Munoz [24], Aras and Aras [35], Gorucu and Gumrah [34], Huntington [46], Timmer and Lamb [48], Sanchez-Ubeda and Berzosa [47], Vondracek et al. [44], Brabec et al. [57] and [58], Yoo et al. [60], Behrouznia et al. [75], Azadeh et al. [66]
Artificial neural networks	Werbos [15], Brown et al. [18], Brown and Iftekhar [20], Suykens et al. [22], Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Gorucu et al. [32], Elragal [38], Khotanzad and Elragal [25], Khotanzad et al. [26], Viet and Mandziuk [40], Musilek et al. [43], Kizilaslan and Karlik [52] and [59], Tonkovic et al. [63], Dombayci [73]
Grey prediction model	Xie and Li [64], Ma and Wu [61], Chen et al. [65], Ma and Li [67], Xu and Wang [69]
Conditional demand analysis	Bartels et al. [23], Aydinalp-Koksal and Ugursal [53]
Econometric model	Berndt and Watkins [11], Nagy [19], Gelo [78]
Mathematical model	Gil and Deferrari [36], Simunek and Pelikan [55]
Expert system	Smith et al. [21]
Stochastic Gompertz innovation diffusion model	Gutierrez et al. [39]
Dynamical system model	Li et al. [68]
Simulated annealing	Toksari [72]

Πίνακας 3.6- Ταξινόμηση μελετών ανά μοντέλο πρόβλεψης

Κεφάλαιο 4^ο : Τεχνικές Προβλέψεων

4.1 Εισαγωγή

Ως πρόβλεψη μπορεί να θεωρηθεί μια εκτίμηση για ένα μελλοντικό γεγονός και μπορεί να πραγματοποιηθεί από τον οποιοδήποτε για οτιδήποτε. Προβλέψεις βασισμένες στην εμπειρία, στην παρατήρηση, στη στατιστική, σε πολύπλοκες μαθηματικές σχέσεις ακόμα και στην διαίσθηση, όλες τους είναι θεμιτές. Και ο άνθρωπος ανέκαθεν προσπαθούσε να προβλέψει τι του επιφυλάσσει το μέλλον. Είτε μέσω μαντείων είτε μέσω επιστημονικών μεθόδων. Αυτό, ωστόσο, που αποτελεί κριτήριο αξιολόγησης κάθε μεθόδου είναι η αποτελεσματικότητά της και αυτή κρίνεται με το πέρασμα του χρόνου. Αποτελέσματα μελετών αρκετών χρόνων έχουν δείξει πως για συγκεκριμένους τομείς και υπό συγκεκριμένες προϋποθέσεις μπορούν να παραχθούν ασφαλείς εκτιμήσεις μελλοντικών τιμών με βάση ορισμένες μεθόδους. Ο επιστημονικός κλάδος που ασχολείται με την παραγωγή προβλέψεων περιλαμβάνει αρκετές μεθόδους και τεχνικές, των οποίων η λογική διαφέρει και η αποτελεσματικότητα συνεχώς αποτιμάται, ενώ ο ίδιος ο κλάδος κερδίζει όλο και περισσότερο ενεργό ρόλο στον επιχειρηματικό τομέα.

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούμε στις πιο διαδεδομένες κατηγορίες προβλέψεων. Αφού παρουσιάσουμε τα κύρια χαρακτηριστικά μιας χρονοσειράς, θα περιγράψουμε τις βασικότερες τεχνικές προβλέψεων με βάση τις χρονοσειρές. Τέλος, θα αναφέρουμε τους κυριότερους δείκτες υπολογισμού των σφαλμάτων των προβλέψεων.

4.2 Κατηγορίες Μεθόδων Πρόβλεψης

Οι μέθοδοι προβλέψεων χωρίζονται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες, τις ποσοτικές, τις κριτικές και τις τεχνολογικές μεθόδους. Στις υποενότητες που ακολουθούν θα αναλυθούν τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε μίας από τις παραπάνω κατηγορίες.

4.2.1 Ποσοτικές μέθοδοι

Οι ποσοτικές μέθοδοι προβλέψεων αφορούν τις μεθόδους που στηρίζονται στην ποσοτικοποίηση της διαθέσιμης πληροφορίας σε αριθμητικά δεδομένα. Απαραίτητη προϋπόθεση αποτελεί η εξέλιξη των αριθμητικών αυτών δεδομένων στο μέλλον να ακολουθεί το ίδιο πρότυπο συμπεριφοράς. Αυτό είναι παράλληλα και το βασικό μειονέκτημα των μεθόδων αυτών. Η αλλαγή, δηλαδή, του προτύπου λόγω ενός

γεγονότος αποτελεί σημαντικό παράγοντα αστοχίας καθώς το μοντέλο αυτό δεν μπορεί να συσχετίσει το προς πρόβλεψη μέγεθος με τους παράγοντες που το επηρεάζουν. Ωστόσο είναι ευρέως διαδεδομένα λόγω της ευκολίας χρήσης τους, του χαμηλού κόστους και της αδυναμίας συσχετισμού ενός μεγέθους με τους παράγοντες που το επηρεάζουν. Υπάρχουν δύο κατηγορίες μοντέλων που αφορούν τις ποσοτικές μεθόδους: το μοντέλο των χρονοσειρών και το αιτιοκρατικό (ή επεξηγηματικό) μοντέλο. Οι παραπάνω κατηγορίες μοντέλων στηρίζονται πάνω σε ορισμένες υποθέσεις από τις οποίες εξαρτάται και η καταλληλότητα ή όχι κάθε μοντέλου σε μία συγκεκριμένη περίπτωση. Παρακάτω αναλύονται τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε μοντέλου ποσοτικών μεθόδων προβλέψεων.

4.2.1.1 Μοντέλο Χρονοσειρών

Είναι από τα πλέον διαδεδομένα μοντέλα ποσοτικών μεθόδων. Βασική του υπόθεση είναι ότι η μεταβολή του προς πρόβλεψη μεγέθους ακολουθεί ένα λανθάνον πρότυπο συμπεριφοράς που επαναλαμβάνεται στο μέλλον. Γι' αυτό το λόγο και τα μοντέλα χρονοσειρών απαιτούν ένα ικανό εύρος δεδομένων του προς πρόβλεψη μεγέθους προκειμένου να αναγνωρίσουν το πρότυπο αυτό. Στα μοντέλα χρονοσειρών περιλαμβάνονται οι εξής μέθοδοι:

Μέθοδοι αποσύνθεσης

Μία χρονοσειρά αποτελείται από τέσσερις βασικές συνιστώσες. Αυτές οι συνιστώσες είναι η τάση, ο κύκλος, η εποχιακότητα και η τυχαιότητα και θα αναλυθούν στην ενότητα αυτή (§4.3). Σκοπός των μεθόδων αποσύνθεσης είναι η απομόνωση των συνιστωσών αυτών με τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια. Το ποσοστό αυτό του λάθους αποτελεί την τυχαιότητα. Η πιο διαδεδομένη λόγω και της ευκολίας υλοποίησής της είναι η «Σταθερή Πολλαπλασιαστική Μέθοδος» ή, όπως συνήθως αναφέρεται η «Κλασική Μέθοδος Αποσύνθεσης». Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα γίνει χρήση της μεθόδου αυτής στο κομμάτι της προετοιμασίας των χρονοσειρών και περιγράφεται αναλυτικά στην §5.4.5.

Μέθοδοι εξομάλυνσης

Όπως αναφέραμε, τα μοντέλα χρονοσειρών βασίζονται στην ύπαρξη ενός προτύπου συμπεριφοράς και στην προϋπόθεση ότι αυτό το πρότυπο θα συνεχίσει να υπάρχει και στο μέλλον. Στις μεθόδους εξομάλυνσης γίνεται προσπάθεια διάκρισης του βασικού προτύπου από τις τυχαίες διακυμάνσεις εξομαλύνοντας τα δεδομένα. Έτσι, ελαχιστοποιείται η τυχαιότητα που υπάρχει στην χρονοσειρά με την πρόβλεψη πλέον να βασίζεται σε ένα εξομαλυσμένο πρότυπο συμπεριφοράς. Υπάρχουν δύο κατηγορίες μεθόδων εξομάλυνσης: οι κινητού μέσου όρου, όπου οι παρελθούσες τιμές συμμετέχουν με τα ίδια βάρη στην παραγωγή προβλέψεων και οι εκθετικής εξομάλυνσης, όπου οι συντελεστές βαρύτητας φθίνουν εκθετικά για τα πιο μακρινά δεδομένα. Ορισμένες μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης θα χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή προβλέψεων στην παρούσα διπλωματική εργασία και θα αναλυθούν εκτενώς στην §4.6.2.

Αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου (ARMA)

Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου είναι στοχαστικά μαθηματικά μοντέλα με τα οποία γίνεται προσπάθεια περιγραφής της διαχρονικής εξέλιξης κάποιου μεγέθους. Η εξέλιξη της πλειοψηφίας των φυσικών μεγεθών εξαρτάται από πολλούς σε αριθμό παράγοντες. Έτσι, η περιγραφή ενός μεγέθους από ένα ντετερμινιστικό μοντέλο είναι πολλές φορές δύσκολη. Οι αυτοπαλινδρομικές μέθοδοι κινητού μέσου όρου προχωρούν σε προβλέψεις που η τιμή ενός μεγέθους είναι γραμμικός συνδυασμός των προηγούμενων του τιμών, ενός τυχαίου παράγοντα σφάλματος και κάποιων άλλων στοχαστικών παραγόντων, όπως ο καιρός, κτλ. Οι προβλέψεις αυτές δίνονται ως η πιθανότητα η τιμή του μεγέθους να βρίσκεται εντός κάποιου διαστήματος τιμών. Παραδοχή αυτών των μεθόδων αποτελεί η αλληλεξάρτηση μεταξύ των τιμών της χρονοσειράς σε διάφορες χρονικές στιγμές.

4.2.1.2 Αιτιοκρατικό μοντέλο

Βασική παραδοχή του αιτιοκρατικού μοντέλου είναι η ύπαρξη σταθερής συσχέτισης μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και ορισμένων άλλων παραγόντων χωρίς να είναι απαραίτητη η ύπαρξη χρονικής εξάρτησης. Το πρώτο θεωρείται ως εξαρτημένη μεταβλητή και οι υπόλοιπες ως ανεξάρτητες μεταβλητές. Έτσι, αναπτύσσεται ένα μοντέλο το οποίο καθιστά ευκολότερη την κατανόηση των συνθηκών και δίνει τη δυνατότητα πρόβλεψης μελλοντικής τιμής κάποιου μεγέθους μέσω διαφόρων συνδυασμών τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών. Μειονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι το μεγάλο πλήθος δεδομένων καθώς υπάρχει απαίτηση δεδομένων σχετικών με τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Ακόμα, πολλές φορές, η πρόβλεψη με βάση αιτιοκρατικά μοντέλα προϋποθέτει πρόβλεψη και των ανεξάρτητων μεταβλητών, κάτι που συνεπάγεται και αυξημένο κόστος εφαρμογής. Αιτιοκρατικά μοντέλα αποτελούν οι μέθοδοι παλινδρόμησης και οι οικονομετρικές μέθοδοι που περιγράφονται εν συντομία παρακάτω.

Μέθοδοι Παλινδρόμησης

Θεωρείται πως υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Στην περίπτωση της μίας ανεξάρτητης μεταβλητής η μέθοδος ονομάζεται «Απλή Παλινδρόμηση» ενώ στην περίπτωση περισσοτέρων, «Πολλαπλή Παλινδρόμηση». Στην παρούσα διπλωματική εργασία, θα εξετάσουμε μοντέλα πολλαπλής και απλής γραμμικής παλινδρόμησης, τα οποία και περιγράφονται εκτενώς στην §4.6.3.

Οικονομετρικές Μέθοδοι

Στην περίπτωση που οι ανεξάρτητες μεταβλητές συσχετίζονται μεταξύ τους τότε προκύπτει ένα σύστημα ταυτόχρονων εξισώσεων. Αυτό το σύστημα εξισώσεων αποτελεί ένα οικονομετρικό μοντέλο και συναντάται συχνά σε περιπτώσεις οικονομικών ή επιχειρησιακών σχέσεων.

Νευρωνικά Δίκτυα

Μία άλλη, πιο εξελιγμένη, μέθοδος πρόβλεψης είναι τα νευρωνικά δίκτυα. Χρησιμοποιείται συνήθως όταν οι συσχετίσεις μεταξύ του προς πρόβλεψη μεγέθους

και των ανεξάρτητων μεταβλητών δεν είναι γραμμική και άγνωστη σε πρώτη φάση. Βασική ιδέα των νευρωνικών δικτύων είναι το φιλτράρισμα των εισόδων (ανεξάρτητες μεταβλητές) μέσω ορισμένων κρυφών επιπέδων αποτελούμενων από κρυφούς κόμβους, προτού παραχθεί η έξοδος.

4.2.2 Κριτικές μέθοδοι

Οι κριτικές μέθοδοι βασίζονται στην εμπειρία, τη διαίσθηση και τις γνώσεις των ατόμων/εμπειρογνομόνων που την εκτελούν. Πρόκειται για μεθόδους ευρέως διαδεδομένες σε επιχειρήσεις. Δεν απαιτούν μεγάλο όγκο δεδομένων και μπορούν να προέλθουν είτε βασισμένες σε ένα άτομο (ατομικές μέθοδοι) είτε σε μία ομάδα ατόμων που ως στόχο έχει την ανταλλαγή και τον συνδυασμό απόψεων και ιδεών. Βασικό πλεονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι πως ειδικά γεγονότα και ενέργειες μπορούν να ληφθούν υπόψη σε αντίθεση με τις μεθόδους χρονοσειρών. Μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η τυχόν προκατάληψη που μπορεί να υπάρχει κατά την παραγωγή μιας πρόβλεψης.

4.2.3 Τεχνολογικές μέθοδοι

Οι τεχνολογικές μέθοδοι πρόβλεψης χρησιμοποιούνται κυρίως για τον καταρτισμό μακροπρόθεσμων πλάνων τεχνολογικής, κοινωνικής, οικονομικής ή πολιτικής φύσης. Χωρίζονται στις διερευνητικές (exploratory) και στις κανονιστικές (normative). Οι πρώτες έχουν ως σημείο εκκίνησης το παρελθόν και το παρόν και προχωρούν στο μέλλον διερευνώντας όλες τις πιθανές περιπτώσεις. Οι κανονιστικές, από την άλλη, έχουν προκαθορισμένους στόχους και απλά μελετούν τη δυνατότητα πραγματοποίησης με τους υπάρχοντες περιορισμούς και τους διαθέσιμους πόρους.

4.2.4 Συνδυασμός Μεθόδων

Αξίζει να αναφέρουμε πως είναι συνήθης τεχνική να γίνεται συνδυασμός των αποτελεσμάτων των διαφόρων μεθόδων προβλέψεων (ποσοτικές, κριτικές, τεχνολογικές). Κάθε μία μέθοδος έχει τα δικά της χαρακτηριστικά και περιέχει πληροφορίες που οι άλλες δεν έχουν. Για παράδειγμα, συνδυασμός κριτικής πρόβλεψης με μεθόδους χρονοσειρών σε περίπτωση μελλοντικής εμφάνισης ενός ειδικού γεγονότος μπορεί να επιφέρει το απαραίτητο αντίκτυπο στο τελικό αποτέλεσμα. Ο συνδυασμός αυτός μπορεί να προκύψει είτε μέσω του μέσου όρου στο σύνολο των προβλέψεων είτε με διαφορετικούς συντελεστές βαρύτητας.

4.3 Ποιοτικά Χαρακτηριστικά Χρονοσειρών

Μια χρονοσειρά αποτυπώνει την εξέλιξη ενός μεγέθους στο χρόνο. Αυτή προέρχεται από συστηματική μελέτη και καταγραφή του μεγέθους αυτού και προϋποθέτει τη σταθερή χρονική διαφορά των παρατηρήσεων. Κάθε χρονοσειρά έχει τα δικά της, ξεχωριστά, χαρακτηριστικά. Αυτά, ωστόσο, μπορούν να ταξινομηθούν σε πέντε

συνιστώσες: την τάση, τον κύκλο, την εποχιακότητα, την τυχαιότητα και τις ασυνέχειες. Παρακάτω αναλύεται εν συντομία κάθε μία από αυτές τις συνιστώσες.

Τάση

Η τάση αντιπροσωπεύει την γενική εικόνα της χρονοσειράς που μπορεί να είναι ανοδική, πτωτική ή στατική. Αντικατοπτρίζει τη μακροπρόθεσμη μεταβολή του μέσου όρου της χρονοσειράς. Για να διαπιστωθεί αν η χρονοσειρά περιέχει τάση είναι απαραίτητο μεγάλο εύρος δεδομένων έτσι ώστε να εκτιμηθεί ένα κατάλληλο μήκος περιόδων στο οποίο θα αναζητηθεί η ύπαρξη τάσης. Αυτό συμβαίνει ώστε να εξαλειφθεί η πιθανότητα να λάβουμε λανθασμένα την υπάρχουσα κυκλικότητα της σειράς (αν τυχόν εμφανίζει) ως τάση.

Κύκλος

Ο κύκλος αντιπροσωπεύει τις ανόδους ή τις πτώσεις λόγω ειδικών οικονομικών συνθηκών και παρουσιάζεται κατά περιόδους. Το μήκος των περιόδων αυτών δεν είναι σταθερό και είναι συνήθως μεγαλύτερο του ενός έτους. Οι γραφικές παραστάσεις της κυκλικότητας είναι μια κυματοειδής γραμμή κινούμενη μεταξύ χαμηλότερης και μεγαλύτερης τιμής. Εμφανίζεται συχνά σε χρονοσειρές που αφορούν οικονομικά μεγέθη.

Εποχιακότητα

Η εποχιακότητα αντιπροσωπεύει τις περιοδικές, σταθερού μήκους, διακυμάνσεις της χρονοσειράς με χρονική διάρκεια μικρότερη του έτους. Η εποχιακότητα είναι εύκολα αντιληπτή και μπορεί με διάφορες μεθόδους να απομονωθεί. Η διαφοράς της με την κυκλικότητα έγκειται στη σταθερή και μικρότερη του έτους διάρκεια της. Εμφανίζεται σε χρονοσειρές μεγεθών άμεσα συνυφασμένες με την εποχή.

Ασυνέχειες

Οι ασυνέχειες είναι εκείνες οι μεταβολές των τιμών μιας χρονοσειράς που δεν ακολουθούν το πρότυπο συμπεριφοράς της και ούτε υπάρχει κάποια ένδειξη ότι θα μπορούσαν να έχουν συμβεί. Ανάλογα με τη χρονική διάρκεια των μεταβολών αυτών, χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τις ασυνήθιστες τιμές (outliers) και τις αλλαγές επιπέδου (level-shifts). Η πρώτη κατηγορία χαρακτηρίζεται από την πολύ μικρή διάρκεια της. Λόγω αυτού του παροδικού χαρακτήρα δεν έχει μεγάλη επίδραση στην χρονοσειρά. Χρίζει προσεκτικής μελέτης και η ερμηνεία της απαιτεί θεωρητική γνώση, κριτική ικανότητα και κοινή λογική. Όταν παρατηρούνται πολλές ασυνέχειες για μεγάλο χρονικό διάστημα τότε έχουμε αλλαγή επιπέδου. Έχουν μόνιμο χαρακτήρα και μεταβάλλουν το μέσο επίπεδο των τιμών της χρονοσειράς.

Τρόποι αντιμετώπισης αυτών των ασυνεχειών θα αναλυθούν και στις παραγράφους §5.4.2-3 του κεφαλαίου που ακολουθεί.

Τυχαιότητα

Τελευταία, είναι η συνιστώσα της τυχαιότητας. Είναι ο απρόβλεπτος παράγοντας κάθε χρονοσειράς και αποτελεί και το στοιχείο σφάλματος. Είναι η διαφορά ανάμεσα

στις πραγματικές τιμές και στον συνδυασμό των τριών πρώτων συνιστωσών (τάση, κύκλος, εποχιακότητα).

4.4 Ορίζοντας Πρόβλεψης

Η κατάλληλη επιλογή του ορίζοντα πρόβλεψης είναι πολύ σημαντική στη διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Ως ορίζοντα πρόβλεψης ορίζουμε τον αριθμό των μελλοντικών περιόδων, των οποίων ενδιαφερόμαστε να προβλέψουμε τα αποτελέσματα. Ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης καλούμαστε να επιλέξουμε και την καταλληλότερη, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της, μέθοδο. Υπάρχουν τριών ειδών κατηγορίες προβλέψεων ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης: η βραχυπρόθεσμη, η μεσοπρόθεσμη και η μακροπρόθεσμη.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη έχει μικρή σχετικά διάρκεια που μπορεί να κυμαίνεται από μία έως τρεις περιόδους. Καταλληλότερες μέθοδοι για αυτού του είδους τις προβλέψεις θεωρούνται οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη είναι η συνηθέστερη κατηγορία και η χρονική της διάρκεια είναι συνήθως λίγο μεγαλύτερη από ένα οικονομικό έτος (12 με 15 περιόδους μηνιαίων δεδομένων). Και εδώ κατάλληλες θεωρούνται οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης αλλά και η μέθοδος Theta.

Τέλος, η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη αφορά κυρίως ετήσια δεδομένα και έχει χρονική διάρκεια συνήθως μεγαλύτερη από τα τρία έτη. Σε αυτήν την κατηγορία οι μέθοδοι παλινδρόμησης παρέχουν αρκετά καλά αποτελέσματα.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, θα πραγματοποιηθούν και οι τρεις τύποι προβλέψεων για διαφορετική συχνότητα δεδομένων. Συγκεκριμένα, θα επιχειρηθεί εκτίμηση 13 εβδομάδων (3 μήνες) για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, 12 μηνών για τις μεσοπρόθεσμες και 4 ετών για τις μακροπρόθεσμες.

4.5 Διαδικασία Πρόβλεψης

Η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων είναι μια ιδιαίτερα απαιτητική διαδικασία που απαιτεί προσεκτική μελέτη και σχεδιασμό. Έχουν διατυπωθεί πέντε βασικά σημεία που πρέπει να ακολουθήσει κανείς για τη σωστή εξαγωγή και αξιολόγηση προβλέψεων :

1. **Καθορισμός του προβλήματος:** είναι το σημαντικότερο και πολλές φορές το δυσκολότερο βήμα στην διαδικασία της πρόβλεψης. Σε αυτό το βήμα καθορίζονται τα προς πρόβλεψη μεγέθη αλλά και σε ποιους απευθύνονται οι προβλέψεις.
2. **Συλλογή δεδομένων:** αποτελεί μια χρονοβόρα διαδικασία τόσο για την ορθή συλλογή όσο και για την συντήρηση των δεδομένων. Οι απαραίτητες πληροφορίες, εκτός από αριθμητικά δεδομένα, μπορεί να είναι και κρίσεις και απόψεις ειδικών και εμπειρογνομόνων.
3. **Προετοιμασία χρονοσειρών:** Στο βήμα αυτό γίνεται προσπάθεια αναγνώρισης και απομόνωσης των συνιστωσών που συνιστούν κάθε

χρονοσειρά, όπως η εποχιακότητα, η τάση, οι ασυνέχειες και ο κύκλος. Ακόμα προχωράμε σε προσαρμογή των δεδομένων(μηδενικές και κενές τιμές) ώστε να προκύψει μια εξομαλυσμένη χρονοσειρά πάνω στην οποία θα επιχειρηθούν οι προβλέψεις.

4. **Επιλογή μεθόδων πρόβλεψης:** Στο βήμα αυτό αξιολογούνται τα εκάστοτε μοντέλα πρόβλεψης. Βάση ορισμένων κριτηρίων, επιλέγονται κάθε φορά τα καταλληλότερα μοντέλα πρόβλεψης και οι αντίστοιχες παράμετροί τους.
5. **Χρήση και αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης:** Το τελευταίο βήμα περιλαμβάνει τη χρήση του επιλεγμένου μοντέλου για την παραγωγή των ζητούμενων προβλέψεων. Η αξιολόγησή του γίνεται μέσω εξειδικευμένων στατιστικών δεικτών και πραγματοποιείται με την πάροδο του χρόνου. Η παρακολούθηση των σφαλμάτων αυτών βοηθά στην έγκαιρη αντιμετώπιση διορθωτικών αλλαγών στις προβλέψεις.

Για την παρούσα διπλωματική εργασία, ο καθορισμός του προβλήματος έγινε ήδη στο Κεφάλαιο 2. Η συλλογή δεδομένων και η προετοιμασία των χρονοσειρών αναλύεται λεπτομερώς στο Κεφάλαιο 5 που ακολουθεί. Προσπάθεια προσδιορισμού καταλληλότερης μεθόδου πρόβλεψης πραγματοποιείται στα Κεφάλαια 6 και 7 όπου παρουσιάζονται και αξιολογούνται τα αποτελέσματα της διαδικασίας πρόβλεψης με όλα τα επιλεχθέντα μοντέλα.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφέρουμε τον τρόπο αξιολόγησης των μοντέλων που χρησιμοποιήσαμε. Για την επιλογή, λοιπόν, μοντέλου πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα k -περιόδους σε μια σειρά δεδομένων n -περιόδων, χωρίσαμε τα δεδομένα μας σύμφωνα με την εξής κατηγοριοποίηση: Η πρώτη κατηγορία περιλαμβάνει τα ($n-k$) πρώτα στοιχεία της χρονοσειράς που αποτελούν και τα γνωστά δεδομένα (in-sample) και η δεύτερη τα τελευταία (k) δεδομένα της χρονοσειράς που θεωρούνται άγνωστα (out-of-sample). Η πρώτη κατηγορία παίζει το ρόλο των «forecast model fitting» δεδομένων και βάσει αυτών τα διάφορα μοντέλα παράγουν τις προβλέψεις τους. Η δεύτερη κατηγορία, αποτελεί το κριτήριο επιτυχίας κάθε μεθόδου πρόβλεψης καθώς βάση αυτών υπολογίζονται τα εκτός δείγματος (out-of-sample) σφάλματα, που θα αναφερθούν στην §4.6.6. Σε όλη τη διάρκεια παραγωγής προβλέψεων θεωρούνται άγνωστα και δεν υπόκεινται σε καμία διαδικασία προετοιμασίας χρονοσειρών. Ο αριθμός των άγνωστων δεδομένων είναι ίσος με τον ορίζοντα πρόβλεψης ώστε το εκάστοτε μοντέλο να δοκιμαστεί στις επιθυμητές συνθήκες πρόβλεψης. Συνεπώς, στην παρούσα διπλωματική εργασία, στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης αφαιρούμε από τα δεδομένα τις τελευταίες δεκατρείς(13) εβδομάδες , στην μεσοπρόθεσμη τους τελευταίους δώδεκα (12) μήνες και στην μακροπρόθεσμη τα τέσσερα (4) τελευταία χρόνια

4.6 Οι κυριότερες μέθοδοι πρόβλεψης

Σκοπός της παρούσας παραγράφου είναι να παρουσιάσει όλες τις μεθόδους προβλέψεων που θα μελετηθούν σε αυτήν την διπλωματική εργασία. Συνεπώς, θα αναφέρουμε τις βασικές σχέσεις και υποθέσεις της απλοϊκής μεθόδου (Naïve), των μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης, της Κλασσικής μεθόδου Theta και της Απλής και Πολλαπλής Παλινδρόμησης.

4.6.1 Naive

Η απλοϊκή μέθοδος (Naïve) αποτελεί την πιο απλή στατιστική μέθοδο. Δεν παράγει ακριβείς προβλέψεις στην πλειοψηφία των περιπτώσεων αλλά χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς άλλων πιο πολύπλοκων μεθόδων. Η πρόβλεψη F_t που προκύπτει από τη μέθοδο αυτή είναι ίση με την πραγματική τιμή της προηγούμενης παρατήρησης Y_{t-1} , δηλαδή:

$$F_t = Y_{t-1} \quad (4.1)$$

Να σημειωθεί πως όταν πραγματοποιούνται προβλέψεις σε αποεποχικοποιημένες χρονοσειρές η μέθοδος αυτή ονομάζεται «Naïve 2» καθώς δεν πραγματοποιείται στα αρχικά δεδομένα.

4.6.2 Μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης βασίζονται στην υπόθεση ότι η μεταβολή των προς πρόβλεψη χρονοσειρών ακολουθεί ένα πρότυπο συμπεριφοράς που το διατηρεί στο χρόνο. Αυτές οι μέθοδοι με βάση τα παρελθόντα δεδομένα (τάση, κύκλος κτλ) δημιουργούν μια εξομαλυμένη χρονοσειρά, απομονώνοντας ουσιαστικά το λανθάνον πρότυπο εξέλιξης του εκάστοτε μεγέθους από τις τυχαίες διακυμάνσεις. Χαρακτηριστικό αυτών των μεθόδων είναι πως δίνουν μεγαλύτερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες τιμές του προς πρόβλεψη μεγέθους. Αυτός είναι ο λόγος που έχουν αυτήν την ονομασία, καθώς αποδίδεται τέτοια βαρύτητα στα δεδομένα που φθίνει εκθετικά με την παλαιότητα τους.

Οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης εμφάνισαν αρκετά καλά στοιχεία που βοήθησαν από νωρίς στο να γίνουν ιδιαίτερος δημοφιλείς. Κάποια από αυτά ήταν η εύκολη εφαρμογή τους, οι μικρές απαιτήσεις σε μνήμη και υπολογιστικούς πόρους και η ευκολία κατανόησης των παραμέτρων τους. Αξίζει να σημειωθεί ότι σύμφωνα με αποτελέσματα πρακτικών μελετών οι μέθοδοι εκθετικής εξομάλυνσης παρουσιάζουν ικανοποιητικά ποσοστά ακριβείας σε σχέση με πιο πολύπλοκες μεθόδους. Αυτό συμβαίνει διότι, δεν επηρεάζονται από διάφορες ιδιομορφίες των δεδομένων και από ακραίες τιμές.

Έχουν αναπτυχθεί αρκετά είδη μεθόδων εκθετικής εξομάλυνσης και τα οποία χωρίζονται ανάλογα με τη γενική μορφή της γραφικής παράστασης της χρονοσειράς συναρτήσει του χρόνου. Υπάρχουν τέσσερα μοντέλα τάσης (σταθερού επιπέδου, γραμμικής τάσης, φθίνουσας τάσης, εκθετικής τάσης) τα οποία συνδυαζόμενα με τα τρία μοντέλα εποχιακότητας (μη εποχιακό, προσθετικής εποχιακότητας, πολλαπλασιαστικής εποχιακότητας) δίνουν δώδεκα βασικές κατηγορίες.

Συγκεκριμένα, το μοντέλο σταθερής τάσης ακολουθεί την παραδοχή πως δεν υπάρχει τάση στα δεδομένα της χρονοσειράς, με σταθερό, δηλαδή, μέσο όρο δεδομένων. Η πρόβλεψη προκύπτει από την προέκταση μιας οριζόντιας ευθείας γραμμής. Χρησιμοποιούνται συνήθως για προβλέψεις ενός βήματος ή σε θορυβώδεις και με μεγάλη τυχαιότητα χρονοσειρές. Το μοντέλο γραμμικής τάσης, το πιο διαδεδομένο από όλα, παράγει προβλέψεις μέσω της προέκτασης μίας ευθείας γραμμής. Τα

μοντέλα εκθετικής τάσης χρησιμοποιούνται σε δεδομένα των οποίων η χρονοσειρά απεικονίζεται με μια εκθετική καμπύλη. Χαρακτηρίζεται από υπεραισιοδοξία και συνήθως δε χρησιμοποιείται παρά μόνο σε περιπτώσεις εισαγωγής νέων προϊόντων στην αγορά. Τέλος, το μοντέλο φθίνουσας τάσης απεικονίζεται από μια φθίνουσα καμπύλη και περιγράφει καλύτερα χρονοσειρές μακροχρόνιων προβλέψεων που φθίνουν εκθετικά.

Σχετικά με τα μοντέλα εποχιακότητας, στο προσθετικό μοντέλο εποχιακότητας, ο εποχιακός παράγοντας θεωρείται σταθερός και ανεξάρτητος των δεδομένων ενώ στο πολλαπλασιαστικό μοντέλο έχει άμεση σχέση με την τιμή του μεγέθους.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα ασχοληθούμε με τα μοντέλα σταθερού επιπέδου, γραμμικής και φθίνουσας τάσης με πολλαπλασιαστική εποχιακότητα ή χωρίς εποχιακότητα. Παρακάτω, αναλύουμε κάθε ένα από τα παραπάνω τρία μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης.

4.6.2.1 Μοντέλο σταθερού επιπέδου (Simple Exponential Smoothing)

Το μοντέλο σταθερού επιπέδου αναφέρεται και ως απλή εκθετική εξομάλυνση (SES) και περιγράφεται μαθηματικά από τις εξισώσεις:

$$\begin{aligned} e_t &= X_t - \hat{X}_{t-1} \quad (1) \\ S_t &= S_{t-1} + a \cdot e_t \\ \hat{X}_t(m) &= S_t \end{aligned} \quad (4.2)$$

Όπου, t η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

X_t η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

\hat{X}_t η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

e_t το σφάλμα πρόβλεψης

S_t το επίπεδο της χρονοσειράς

m ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης (στην 1^η εξίσωση είναι $m = 1$) και

a ο συντελεστής εξομάλυνσης της μεθόδου

Αρχικά, υπολογίζεται το σφάλμα πρόβλεψης που ορίζεται ως η απόκλιση πραγματικής τιμής από την τιμή πρόβλεψης. Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός του επιπέδου της εξομαλυμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Αυτό προκύπτει από το άθροισμα του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και ενός ποσοστού του σφάλματος πρόβλεψης. Το ποσοστό αυτό καθορίζεται από το συντελεστή εξομάλυνσης a , που αποτελεί και την μοναδική μεταβλητή εκθετικής εξομάλυνσης του επιπέδου αυτού και λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η πρόβλεψη για m περιόδους είναι ίση με το τελευταίο επίπεδο της εξομαλυμένης χρονοσειράς. Σκοπός της διαδικασίας είναι ο καθορισμός του πραγματικού επιπέδου της χρονοσειράς μέσω

των σφαλμάτων κάθε πρόβλεψης. Σε κάθε αρνητικό σφάλμα το επίπεδο μειώνεται ενώ σε κάθε θετικό το επίπεδο αυξάνεται.

Υπάρχουν δύο σημεία που χρίζουν ιδιαίτερης αναφοράς. Αυτά είναι το αρχικό επίπεδο S_0 και ο συντελεστής εξομάλυνσης a .

Το αρχικό επίπεδο είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς η διαδικασία πρόβλεψης της μεθόδου SES είναι αλυσιδωτή, με συνέπεια όλες οι τιμές να εξαρτώνται από το αρχικό επίπεδο ενώ επηρεάζει και τη διαδικασία βελτιστοποίησης του συντελεστή εξομάλυνσης. Το αρχικό επίπεδο αποτελεί ουσιαστικά και την πρώτη πρόβλεψη \hat{X}_1 . Ως αρχικό επίπεδο, χρησιμοποιείται, συνήθως, ένα από τα παρακάτω:

- Η πρώτη παρατήρηση
- Ο μέσος όρος όλων των παρατηρήσεων της χρονοσειράς
- Ο μέσος όρος των n - πρώτων παρατηρήσεων της χρονοσειράς (όπου n τυχαίο)
- Το σταθερό επίπεδο του μοντέλου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Στην παρούσα διπλωματική εργασία για τον καθορισμό του αρχικού επιπέδου S_0 , χρησιμοποιείται το σταθερό επίπεδο του μοντέλου της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Η επιλογή του συντελεστή εξομάλυνσης εξαρτάται από δύο αλληλοεξαρτώμενους παράγοντες. Πρώτος παράγοντας είναι το ποσοστό θορύβου της χρονοσειράς. Όσο πιο θορυβώδη είναι τα δεδομένα της χρονοσειράς τόσο πιο μικρή πρέπει να είναι η τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης ώστε να αποφευχθεί η έντονη αντίδραση στο θόρυβο. Ο δεύτερος παράγοντας είναι η σταθερότητα του μέσου όρου της χρονοσειράς. Όσο πιο μεγάλη μεταβολή αυτού τόσο μεγαλύτερος πρέπει να είναι ο συντελεστής εξομάλυνσης ώστε να ακολουθεί το επίπεδο, και αντιστρόφως. Για τιμές συντελεστή εξομάλυνσης κοντά στο μηδέν το επίπεδο μεταβάλλεται ελάχιστα. Για $a = 0$ κάθε πρόβλεψη είναι ίση με το αρχικό επίπεδο. Στην αντίθετη περίπτωση, όσο πιο κοντά στη μονάδα βρίσκεται τόσο πιο ενεργό ρόλο παίζει το σφάλμα στην πρόβλεψη. Για $a = 1$ το μοντέλο ταυτίζεται με την απλοϊκή μέθοδο (Naïve). Η διαδικασία εύρεσης του βέλτιστου συντελεστή εξομάλυνσης βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample). Στην παρούσα διπλωματική εργασία η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μέσω γραμμικής αναζήτησης του συντελεστή που ελαχιστοποιεί το παραπάνω σφάλμα με ακρίβεια 0.01 στο διάστημα $[0,1]$.

4.6.2.2 Μοντέλο γραμμικής τάσης (Holt Exponential Smoothing)

Το μοντέλο γραμμικής τάσης είναι μία επέκταση του μοντέλου απλής εκθετικής εξομάλυνσης με τη δυνατότητα να μπορεί να διαχειριστεί την όποια συνιστώσα τάσης περιέχεται στις χρονοσειρές. Η μέθοδος αυτή, γνωστή και ως Holt, περιγράφεται μαθηματικά από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$\begin{aligned}
S_t &= a \cdot X_t + (1-a) \cdot (S_{t-1} - T_{t-1}) \\
T_t &= \gamma \cdot (S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma) \cdot T_{t-1} \\
\hat{X}_t(m) &= S_t + m \cdot T_t
\end{aligned}
\tag{4.3}$$

Όπου, t η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

X_t η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

\hat{X}_t η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

T_t η τάση της χρονοσειράς

S_t το επίπεδο της χρονοσειράς

m ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και

a ο συντελεστής εξομάλυνσης για το επίπεδο

γ ο συντελεστής εξομάλυνσης για την τάση

Αρχικά, υπολογίζεται το επίπεδο της χρονοσειράς την χρονική στιγμή t ως το άθροισμα ενός ποσοστού του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και ενός ποσοστού της διαφοράς του επιπέδου από την τάση. Και τα δύο αυτά ποσοστά εξαρτώνται από την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου a . Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός της τάσης της εξομαλυμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t . Αυτή προκύπτει από το άθροισμα ενός ποσοστού της τάσης την προηγούμενη χρονική στιγμή και ενός ποσοστού της διαφορά του τωρινού από το προηγούμενο επίπεδο. Τα ποσοστά αυτά καθορίζονται από το συντελεστή εξομάλυνσης για την τάση γ . Οι συντελεστές γ και a λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η πρόβλεψη για την m περίοδο είναι ίση με το άθροισμα του τελευταίου επιπέδου της εξομαλυμένης χρονοσειράς με την τελευταία υπολογισμένη τάση πολλαπλασιασμένη επί τον ορίζοντα πρόβλεψης. Πλέον, υπάρχουν δύο συντελεστές εξομάλυνσης, οι γ και a ενώ υπάρχει ανάγκη καθορισμού και της αρχικής τάσης T_0 .

Το αρχικό επίπεδο και τάση είναι ιδιαίτερα σημαντικά καθώς είναι φανερό πως η διαδικασία πρόβλεψης μέσω της μεθόδου Holt, όπως αυτή περιγράφεται από τις εξισώσεις (4.3), είναι μια αναδρομική διαδικασία. Το αρχικό επίπεδο υπολογίζεται με έναν από τους τρόπους όπως περιγράφηκαν και στην περίπτωση του μοντέλου σταθερού επιπέδου. Ως αρχική τάση, χρησιμοποιείται, συνήθως, ένα από τα παρακάτω:

- Διαφορά πρώτης και δεύτερης παρατήρησης
- Διαφορά n -οστής και πρώτης παρατήρησης διαιρεμένης με $n-1$ (όπου n τυχαίο)
- Η σταθερά της κλίσης όπως προκύπτει από το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης

Στην παρούσα διπλωματική εργασία για τον καθορισμό του αρχικού επιπέδου S_0 και της αρχικής τάσης T_0 χρησιμοποιούνται το σταθερό επίπεδο και η σταθερά κλίσης της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Η επιλογή των συντελεστών εξομάλυνσης είναι εξίσου σημαντική. Συχνά, η βέλτιστη τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης γ για την τάση προκύπτει μικρότερη από την αντίστοιχη τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης a για το επίπεδο. Αυτό συμβαίνει λόγω του ότι η τιμή της τάσης είναι συνήθως μικρότερη από αυτή του επιπέδου. Συνεπώς, λαμβάνοντας ίδιο συντελεστή σε τάση και επίπεδο τότε οι προβλέψεις που θα προκύψουν μπορεί να είναι ιδιαίτερα ασταθείς. Η διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample). Στην παρούσα διπλωματική εργασία η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μέσω γραμμικής αναζήτησης των δύο αυτών συντελεστών γ και a που ελαχιστοποιούν το παραπάνω σφάλμα με ακρίβεια 0.01 στο διάστημα $[0,1]$ και για τους δύο συντελεστές.

4.6.2.3 Μοντέλο φθίνουσας γραμμικής τάσης (Damped Exponential Smoothing)

Το μοντέλο φθίνουσας γραμμικής τάσης είναι μία υποπερίπτωση του μοντέλου μη γραμμικής τάσης. Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης έχει τη δυνατότητα μεταβολής της μορφής της χρονοσειράς και της προσαρμογής της σε μη γραμμικές τάσεις. Η προσαρμογή αυτή γίνεται μέσω μιας μεταβλητής που ονομάζεται παράμετρος διόρθωσης της τάσης φ . Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης περιγράφεται μαθηματικά από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$\begin{aligned} S_t &= a \cdot X_t + (1-a) \cdot (S_{t-1} - \varphi \cdot T_{t-1}) \\ T_t &= \gamma \cdot (S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma) \cdot \varphi \cdot T_{t-1} \\ \hat{X}_t(m) &= S_t + \sum_{i=1}^m \varphi^i \cdot T_t \end{aligned} \quad (4.4)$$

Όπου, t η χρονική περίοδος της πρόβλεψης

X_t η πραγματική τιμή των δεδομένων τη χρονική στιγμή t

\hat{X}_t η τιμή της πρόβλεψης τη χρονική στιγμή t

T_t η τάση της χρονοσειράς

S_t το επίπεδο της χρονοσειράς

m ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης και

a ο συντελεστής εξομάλυνσης για το επίπεδο

γ ο συντελεστής εξομάλυνσης για την τάση

φ ο συντελεστής διόρθωσης της τάσης

Αρχικά, υπολογίζεται το επίπεδο της χρονοσειράς την χρονική στιγμή t ως το άθροισμα ενός ποσοστού του επιπέδου της προηγούμενης χρονικής στιγμής και ενός ποσοστού της διαφοράς του επιπέδου από την διορθωμένη τάση. Η διόρθωση της τάσης συμβαίνει με το συντελεστή διόρθωσης φ . Και τα δύο παραπάνω ποσοστά εξαρτώνται από την τιμή του συντελεστή εξομάλυνσης του επιπέδου a . Στη συνέχεια γίνεται καθορισμός της τάσης της εξομαλυσμένης χρονοσειράς τη χρονική στιγμή t .

Αυτή προκύπτει ως από το άθροισμα ενός ποσοστού της διορθωμένης τάσης την προηγούμενη χρονική στιγμή και ενός ποσοστού της διαφορά του τωρινού από το προηγούμενο επίπεδο. Τα ποσοστά αυτά καθορίζονται από το συντελεστή εξομάλυνσης για την τάση γ . Οι συντελεστές γ και a λαμβάνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Η πρόβλεψη για την m περίοδο είναι ίση με το άθροισμα του τελευταίου επιπέδου της εξομαλυνμένης χρονοσειράς με την τελευταία υπολογισμένη τάση πολλαπλασιασμένη επί ένα άθροισμα της παραμέτρου διόρθωσης. Το τελευταίο είναι άθροισμα m περιόδων της παραμέτρου διόρθωσης υψωμένο σε δύναμη ίση με τον εκάστοτε χρονικό ορίζοντα.

Το αρχικό επίπεδο και τάση επιτελούν τον ίδιο ρόλο με την περίπτωση του μοντέλου γραμμικής τάσης. Ο τρόπος υπολογισμού τους είναι ίδιος με αυτόν που περιγράφηκε στα μοντέλα σταθερού επιπέδου και γραμμικής τάσης ενώ στην παρούσα διπλωματική εργασία για τον καθορισμό τους επιλέγονται το σταθερό επίπεδο και η σταθερά κλίσης της απλής γραμμικής παλινδρόμησης.

Το μοντέλο μη γραμμικής τάσης ανάλογα με την τιμή ή τα διαστήματα τιμών στα οποία περιέχεται ο συντελεστής προσαρμογής φ μπορεί να πάρει διάφορες μορφές. Συγκεκριμένα:

- Για $\varphi = 0$ προκύπτει το μοντέλο σταθερού επιπέδου, καθώς η τάση δεν συμμετέχει στην παραγωγή προβλέψεων.
- Για $0 < \varphi < 1$ προκύπτει το μοντέλο φθίνουσας τάσης που είναι και το μοντέλο που θα χρησιμοποιήσουμε στην παρούσα διπλωματική εργασία.
- Για $\varphi = 1$ προκύπτει το μοντέλο γραμμικής τάσης.
- Για $\varphi > 1$ προκύπτει το μοντέλο εκθετικής τάσης.

Λόγω της θετικής προκατάληψης που περιέχει το μοντέλο εκθετικής τάσης χρησιμοποιείται σε ορισμένες μόνο ειδικές περιπτώσεις, όπως η εισαγωγή ενός προϊόντος στην αγορά. Θετική προκατάληψη εντοπίζεται και στα μοντέλα γραμμικής τάσης. Γι αυτό το λόγο τα μοντέλα φθίνουσας τάσης τυγχάνουν μεγάλης αποδοχής ιδιαίτερα για προβλέψεις μεγάλου χρονικού ορίζοντα. Εμπειρικά αποτελέσματα φαίνεται να δικαιολογούν την επιλογή αυτή.

Και στην περίπτωση του μοντέλου φθίνουσας τάσης η επιλογή των συντελεστών εξομάλυνσης είναι εξίσου σημαντική με την διαδικασία εύρεσης των βέλτιστων συντελεστών εξομάλυνσης να βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των γνωστών τιμών της χρονοσειράς (in-sample). Στην παρούσα διπλωματική εργασία η διαδικασία αυτή πραγματοποιείται μέσω γραμμικής αναζήτησης των συντελεστών γ , a και φ που ελαχιστοποιούν το παραπάνω σφάλμα με ακρίβεια 0.02 στο διάστημα $[0,1]$ λόγω του αυξημένου χρόνου υλοποίησης.

4.6.3 Μέθοδοι γραμμικής παλινδρόμησης

Σκοπός των μεθόδων παλινδρόμησης είναι η εύρεση συσχετίσεων μεταξύ μιας εξαρτημένης μεταβλητής που είναι το ζητούμενο μέγεθος και μιας ή περισσοτέρων

άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Οι μέθοδοι παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται συνήθως για την εκτίμηση της εξαρτημένης μεταβλητής, δεδομένων των τιμών των ανεξάρτητων μεταβλητών. Σημαντικό ρόλο παίζει επίσης η διακύμανση της εξαρτημένης τιμής γύρω από την εξίσωση της παλινδρόμησης, που μπορεί να περιγραφεί από μια πιθανοτική κατανομή. Πέρα από τη διαδικασία των προβλέψεων τα μοντέλα γραμμικών παλινδρομήσεων χρησιμοποιούνται συχνά στο να ερμηνευθούν οι συσχετίσεις μεταξύ διαφόρων μεγεθών αλλά και να βρεθεί ένα είδος της συσχέτισης αυτής. Ωστόσο, αξίζει να αναφέρουμε ότι αν το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιηθεί για την παραγωγή προβλέψεων τότε είναι απαραίτητη η γνώση ή η πρόβλεψη και των ανεξάρτητων μεταβλητών, κάτι που αποτελεί τροχοπέδη στην χρησιμοποίηση αυτών των μοντέλων.

Στην παράγραφο αυτή θα αναλυθούν τα μοντέλα Απλής και Πολλαπλής Γραμμικής Παλινδρόμησης ενώ θα περιγραφεί και η διαδικασία αποδοχής ή απόρριψης ενός μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.

4.6.3.1 Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Η μέθοδος της απλής γραμμικής παλινδρόμησης εξετάζει τη σχέση μεταξύ μόνο δύο μεγεθών. Το προς πρόβλεψη μέγεθος αποτελεί την εξαρτημένη μεταβλητή και το άλλο την ανεξάρτητη μεταβλητή. Βασική προϋπόθεση είναι να υπάρχει γραμμική συσχέτιση μεταξύ τους. Η ανεξάρτητη αυτή μεταβλητή μπορεί να είναι οποιοδήποτε μέγεθος. Η χρησιμοποίηση του χρόνου ως ανεξάρτητη μεταβλητή είναι συνηθισμένη στην πρόβλεψη χρονοσειρών και γνωστή ως Linear Regression Line (LRL). Βασική εξίσωση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξίσωση ευθείας μεταξύ των μεγεθών που εξετάζονται. Οι εξισώσεις περιγραφής του μοντέλου περιγράφονται μαθηματικά ως εξής:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_i &= a + b \cdot X_i \\ b &= \frac{\sum_{i=1}^n [(X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})]}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \\ a &= \bar{Y} - b \cdot \bar{X}\end{aligned}\quad (4.5)$$

Όπου, X_i οι τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής

Y_i οι γνωστές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις)

\hat{Y}_i οι παραγόμενες από το μοντέλο τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

\bar{X} η μέση τιμή των n ανεξάρτητων μεταβλητών

\bar{Y} η μέση τιμή των n εξαρτημένων μεταβλητών

a η τομή της ευθείας με τον άξονα των τεταγμένων

b η κλίση της ευθείας

n ο αριθμός των γνωστών/διαθέσιμων παρατηρήσεων

Η πρώτη εξίσωση των (4.5) είναι η εξίσωση της ευθείας γραμμής που συνδέει τις δύο μεταβλητές. Οι συντελεστές a και b υπολογίζονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών των πραγματικών Y_i από τις τιμές \hat{Y}_i που

παράγονται από το μοντέλο. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή ως μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων. Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, μέσω της ευθείας της γραμμικής παλινδρόμησης υπολογίζονται οι εκτιμήσεις της εξαρτημένης μεταβλητής \hat{Y}_i στο εύρος των γνωστών δεδομένων και μέσω αυτών υπολογίζονται οι αποκλίσεις από τις πραγματικές τιμές. Σκοπός της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων είναι η ελαχιστοποίηση του αθροίσματος των τετραγώνων αυτών των αποκλίσεων. Όταν η ανεξάρτητη μεταβλητή είναι ο χρόνος τότε αντί του X_i τοποθετούμε τον χρόνο t .

Πολλές φορές η σχέση μεταξύ των δύο μεγεθών δεν είναι γραμμική. Τότε, είναι συνήθης διαδικασία, αν υπάρχει δυνατότητα γραμμικοποίησης της μεταξύ τους σχέσης, μέσω συγκεκριμένου μετασχηματισμού να μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος αυτή.

Αξίζει να σημειωθεί ότι το πραγματικό μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι το :

$$\hat{Y}_i = a + b \cdot X_i + e \quad (4.6)$$

Όπου e οι αποκλίσεις που δε μπορούν να ερμηνευθούν από το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης.

Το σφάλμα αυτό πρέπει είναι τυχαία μεταβλητή και η μέση τιμή του για το σύνολο των παρατηρήσεων να είναι ίση με το μηδέν. Παράλληλα, το σύνολο των σφαλμάτων πρέπει να είναι κανονικά κατανομημένος. Οι παραπάνω συνθήκες εξασφαλίζουν ότι το μοντέλο δεν επηρεάζεται από τη μη εισαγωγή όλων των ανεξάρτητων μεταβλητών σε αυτό και πως τα σφάλματα αυτά είναι τυχαία και όχι συστηματικά. Στην πράξη, χρησιμοποιείται η εξίσωση (4.5) και όχι η (4.6).

4.6.3.2 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

Στην περίπτωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης υπάρχουν πολλές και όχι μία ανεξάρτητη μεταβλητή. Σκοπός είναι να συμπεριλάβει όλες τις μεταβλητές που επηρεάζουν το προς πρόβλεψη μέγεθος. Η γενική εξίσωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης είναι η εξής:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot X_{1,i} + b_2 \cdot X_{2,i} + b_3 \cdot X_{3,i} + \dots + b_k \cdot X_{k,i} + e_i \quad (4.7)$$

Όπου οι συντελεστές b_i είναι σταθεροί και υπολογίζονται με βάση τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων, το e_i είναι η απόκλιση από τις πραγματικές τιμές και i είναι τα διανύσματα παρατηρήσεων. Σκοπός, όπως είπαμε, είναι ο υπολογισμός των μεγεθών b_i . Συγκεκριμένα, για κάθε διαφορετικό διάνυσμα παρατηρήσεων υπολογίζονται τα αντίστοιχα σφάλματα e_i . Το άθροισμα των τετραγώνων τους είναι το προς ελαχιστοποίηση άθροισμα. Υπολογίζοντας τις μερικές παραγώγους αυτού ως προς κάθε συντελεστή και θέτοντας αυτές ίσες με το μηδέν τότε προκύπτει ένα σύστημα εξισώσεων. Από αυτό το σύστημα εξισώσεων υπολογίζονται οι ζητούμενοι συντελεστές.

Σημαντική προϋπόθεση κατά την παραγωγή ενός μοντέλου πολλαπλής παλινδρόμησης είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές να μην έχουν συσχέτιση μεταξύ τους.

Στην επόμενη παράγραφο αναλύονται οι στατιστικοί δείκτες που υποδεικνύουν την καταλληλότητα ή όχι κάθε μοντέλου απλής ή πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης.

4.6.3.3 Στατιστικοί Δείκτες Γραμμικής Παλινδρόμησης

Στην παρούσα παράγραφο θα αναφερθούμε στους στατιστικούς δείκτες που βοηθούν στην ερμηνεία κάθε μοντέλου πολλαπλής παλινδρόμησης. Οι δείκτες αυτοί αφορούν τόσο την συνολική αποτελεσματικότητα και στατιστική σημαντικότητα του μοντέλου όσο και την αξιοπιστία των εκάστοτε συντελεστών. Ερμηνεύοντας κατάλληλα τους δείκτες αυτούς μπορεί να αποφανθεί κανείς αν το εκάστοτε μοντέλο είναι στατιστικά σημαντικό και ικανοποιητικό ως προς τις προβλέψεις.

Ο Συντελεστής R^2

Ο συντελεστής αυτός αντιπροσωπεύει το ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής Y η οποία μπορεί να ερμηνευθεί από την ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης. Δίνεται από τη σχέση :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (4.8)$$

Όπου, Y_i οι γνωστές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις)

\bar{Y} η μέση τιμή των n εξαρτημένων μεταβλητών

\hat{Y}_i οι παραγόμενες από το μοντέλο τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

n ο αριθμός των γνωστών/διαθέσιμων παρατηρήσεων

Ο συντελεστής R^2 λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$ ενώ πολλές φορές χρησιμοποιείται και η ρίζα αυτού, ο συντελεστής R . Το εκάστοτε μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης θεωρείται ικανοποιητικό όταν οι δύο αυτοί συντελεστές είναι σχετικά υψηλοί, δηλαδή κοντά στη μονάδα. Στην παρούσα διπλωματική, και συγκεκριμένα στην §6.5 παρουσιάζονται και αξιολογούνται οι δύο αυτοί δείκτες για κάθε μοντέλο που εξετάστηκε.

Ο Στατιστικός δείκτης F -test

Ο δείκτης αυτός μας ενημερώνει για την στατιστική σημαντικότητα του εκάστοτε μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης και πληροφορεί για το αν υπάρχει σημαντική αλληλεξάρτηση μεταξύ εξαρτημένης και ανεξάρτητων μεταβλητών. Για την απλή και την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση ισχύουν οι σχέσεις (4.9) και (4.10) αντίστοιχα:

$$F = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{k-1}}{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-k}} \quad (4.9)$$

$$F = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{k}}{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-k-1}} \quad (4.10)$$

Όπου, Y_i οι γνωστές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις)

\hat{Y}_i οι παραγόμενες από το μοντέλο τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής

\bar{Y} η μέση τιμή των n εξαρτημένων μεταβλητών

n ο αριθμός των γνωστών/διαθέσιμων παρατηρήσεων

k ο αριθμός των συντελεστών στην εξίσωση γραμμικής παλινδρόμησης

Η τιμή του δείκτη F ελέγχεται για τη σημαντικότητά της με βάση πίνακες της κατανομής F . Γενικά, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του δείκτη αυτού τόσο πιο ακριβές είναι το μοντέλο. Πολλές φορές, υπολογίζεται και η πιθανότητα p που δηλώνει την πιθανότητα να επιτευχθεί μία τιμή για το δείκτη F τόσο μεγάλη όσο έχει υπολογιστεί από τα δεδομένα, εφόσον η πραγματική κλίση της χρονοσειράς ήταν μηδενική. Όσο μικρότερη η τιμή της πιθανότητας p τόσο μεγαλύτερη είναι η σημαντικότητα της εξίσωσης παλινδρόμησης. Συγκεκριμένα, η πιθανότητα αυτή πρέπει να είναι μικρότερη του 0.05.

Στην παρούσα διπλωματική (§6.5) παρουσιάζεται ο πίνακας διακύμανσης (ANOVA) του εκάστοτε μοντέλου που περιέχει τόσο τον στατιστικό δείκτη- F όσο και την πιθανότητα p (ως Sig.).

Οι Στατιστικοί δείκτες t -test για τους συντελεστές

Οι στατιστικοί αυτοί δείκτες αποτελούν ενδείξεις της ακρίβειας και σταθερότητας των συντελεστών παλινδρόμησης b_j . Οι στατιστικοί δείκτες t -test για την περίπτωση της απλής γραμμικής παλινδρόμησης υπολογίζονται βάση των παρακάτω σχέσεων:

$$\begin{aligned}
t_a &= \frac{a - a'}{SE_a} \\
t_b &= \frac{b - b'}{SE_b} \\
SE_a &= \hat{\sigma}_e \cdot \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} \\
SE_b &= \hat{\sigma}_e \cdot \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} \\
\hat{\sigma}_e &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n - k}}
\end{aligned} \tag{4.11}$$

Όπου, Y_i οι γνωστές τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής (n παρατηρήσεις)
 \hat{Y}_i οι παραγόμενες από το μοντέλο τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής
 X_i οι τιμές της ανεξάρτητης μεταβλητής
 \bar{X} η μέση τιμή των n ανεξάρτητων μεταβλητών
 n ο αριθμός των γνωστών/διαθέσιμων παρατηρήσεων
 k ο αριθμός των συντελεστών στην εξίσωση γραμμικής παλινδρόμησης
 a η τομή της ευθείας με τον άξονα των τεταγμένων
 b η κλίση της ευθείας
 t_a ο στατιστικός δείκτης για τον συντελεστή a
 t_b ο στατιστικός δείκτης για τον συντελεστή b
 SE_b το τυπικό σφάλμα για το συντελεστή b
 SE_a το τυπικό σφάλμα για το συντελεστή a
 $\hat{\sigma}_e$ η τυπική απόκλιση των σφαλμάτων
 a', b' υποθετικές τιμές σύγκρισης (συνήθως ίσες με το μηδέν)

Για την περίπτωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης ισχύουν τροποποιημένες σχέσεις των παραπάνω. Συγκεκριμένα, για κάθε συντελεστή της εξίσωσης πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης ορίζεται ένα τυπικό σφάλμα και στη συνέχεια υπολογίζεται ο δείκτης t με $(n - k - 1)$ βαθμούς ελευθερίας.

Όσο μεγαλύτερη είναι η συσχέτιση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών της εξίσωσης γραμμικής παλινδρόμησης, τόσο πιο ασταθείς είναι οι συντελεστές της. Όσο μεγαλύτερη η τιμή του δείκτη t τόσο πιο επιτυχής είναι η επιλογή της αντίστοιχης μεταβλητής στο μοντέλο παλινδρόμησης.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία (§6.5), παρουσιάζονται πίνακες σχετικά με αυτούς τους συντελεστές όπου δίνεται, τόσο η τιμή του συντελεστή της εξίσωσης, όσο και το τυπικό σφάλμα και η τιμή του δείκτη t αυτού. Επίσης, όπως στην περίπτωση του στατιστικού δείκτη F , έτσι και εδώ παρουσιάζουμε και την τιμή της πιθανότητας p που ζητείται να είναι μικρότερη του 0.05.

Ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης είναι αποδεκτό όταν ικανοποιούνται οι παραπάνω απαιτήσεις τόσο για τους στατιστικούς δείκτες F-test και t-test όσο και για τον συντελεστή R^2 .

4.6.4 Κλασσική μέθοδος Theta

Η μέθοδος *Theta* (Assimakopoulos, Nikolopoulos, 2000, [79]) είναι μια μονοδιάστατη μέθοδος πρόβλεψης. Βασίζεται στην μεταβολή των τοπικών καμπυλοτήτων μιας χρονοσειράς μέσω της παραμέτρου θ , η οποία εφαρμόζεται πολλαπλασιαστικά στις διαφορές δεύτερης τάξης των δεδομένων. Οι χρονοσειρές που δημιουργούνται από αυτή τη διαδικασία ονομάζονται γραμμές *Theta* και ανάλογα με την τιμή της παραμέτρου θ μπορούν είτε να προσεγγίσουν σε καλό βαθμό την μακροπρόθεσμη συμπεριφορά της χρονοσειράς είτε να τονίσουν τα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά αυτών. Η τροποποίηση αυτή των καμπύλων της χρονοσειράς γίνεται με βάση τη σχέση :

$$\begin{aligned} Y_t^\theta &= \theta \cdot Y_t'' \\ Y_t'' &= Y_t - 2 \cdot Y_{t-1} + Y_{t-2} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Το μοντέλο πρόβλεψης *Theta* υπαγορεύει την αποσύνθεση της αρχικής χρονοσειράς σε δύο ή περισσότερες τέτοιες γραμμές *Theta*, οι οποίες με τη σειρά τους προεκτείνονται ξεχωριστά. Στο τέλος, γίνεται συνδυασμός των προβλέψεων τους με ανάλογα βάρη.

Το μοντέλο πρόβλεψης *Theta* που αποσυνθέτει την αρχική χρονοσειρά σε δύο γραμμές *Theta* με παραμέτρους $\theta = 0$ και $\theta = 2$ ονομάζεται κλασσική μέθοδος *Theta* (*Theta Classic*) και έχει δώσει εντυπωσιακά αποτελέσματα στον M3 διαγωνισμό προβλέψεων. Αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται και στην παρούσα διπλωματική. Για την παραγωγή προβλέψεων μέσω της κλασσικής μεθόδου *Theta* ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

- Αρχικά, ελέγχεται η ύπαρξη έντονης εποχιακής συμπεριφοράς σε κάθε χρονοσειρά (§ 5.4.4)
- Εφόσον, η χρονοσειρά παρουσιάζει εποχιακή συμπεριφορά τότε αποεποχικοποιείται μέσω της κλασσικής μεθόδου αποσύνθεσης.
- Στη συνέχεια, η αρχική χρονοσειρά αποσυντίθεται σε δύο γραμμές *Theta* με παραμέτρους $\theta = 0$ και $\theta = 2$. Η γραμμή *Theta* με $\theta = 0$ είναι η ευθεία γραμμικής παλινδρόμησης (*Linear Regression Line-LRL*). Η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta = 2$, προκύπτει από την παρακάτω σχέση:

$$Y_t = \frac{1}{2} \cdot (Y_t^{\theta=0} + Y_t^{\theta=2}) \Rightarrow Y_t^{\theta=2} = 2 \cdot Y_t - LRL_t \quad (4.13)$$

- Κάθε γραμμή *Theta* προεκτείνεται ξεχωριστά. Η γραμμή *Theta* με $\theta = 0$ (*LRL*) προεκτείνεται με το συνηθισμένο τρόπο ενώ η γραμμή *Theta* με παράμετρο $\theta = 2$ μέσω εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (§ 4.6.2.1).

- Στη συνέχεια , οι δύο γραμμές Theta συνδυάζονται με ίσα βάρη σύμφωνα με το πρώτο σκέλος της εξίσωσης (4.13) και
- Τελικώς, γίνεται εποχικοποίηση των προβλέψεων σύμφωνα με τους δείκτες εποχιακότητας που υπολογίστηκαν κατά τη διάρκεια της αποσύνθεσης.

Μέσω αυτής της διαδικασίας, η κλασική μέθοδος Theta εξασφαλίζει ότι διατηρήσει τα μακροπρόθεσμα χαρακτηριστικά όπως η τάση λόγω της γραμμής Theta με $\theta = 0$. Παράλληλα, η χρήση της γραμμής Theta με $\theta = 2$ εξασφαλίζει την διατήρηση και αξιοποίηση της βραχυπρόθεσμης πληροφορίας των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, παράγονται προβλέψεις με καλύτερη προσέγγιση στο πρότυπο της χρονοσειράς.

4.6.5 Συνδυασμός μεθόδων

Είναι συνήθης τεχνική, όταν η επιλογή μεθόδου πρόβλεψης δεν είναι εύκολη, ο συνδυασμός προβλέψεων που παράγονται από διαφορετικές μεθόδους. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιεί το γεγονός πως κάθε μοντέλο πρόβλεψης έχει τα δικά του χαρακτηριστικά και χρησιμοποιεί πιθανώς διαφορετική πληροφορία από τα υπόλοιπα. Συνδυάζοντας λοιπόν αποτελέσματα διαφορετικών μεθόδων είναι δυνατό να πετύχει κανείς πιο ακριβείς προβλέψεις. Ο συνδυασμός αυτός μπορεί να πραγματοποιηθεί με ίδιους ή διαφορετικούς συντελεστές βαρύτητας. Έχει αποδειχτεί ότι σε αρκετές περιπτώσεις ο υπολογισμός του απλού μέσου όρου δίνει εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα με εκείνα πιο πολύπλοκων τεχνικών. Στην παρούσα διπλωματική εργασία , θα μελετηθούν τα αποτελέσματα διάφορων τέτοιων συνδυασμών και θα συγκριθούν με τα αποτελέσματα κλασικών μεθόδων προβλέψεων. Συγκεκριμένα, επιχειρούμε τους εξής τρεις συνδυασμούς μεθόδων:

- Damped exponential Smoothing method- Simple Exponential Smoothing method
- Damped exponential Smoothing method- Theta Classic
- Naïve- Theta Classic

Όλα τα αποτελέσματα παρουσιάζονται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 6 της διπλωματικής εργασίας.

4.6.6 Δείκτες Αξιολόγησης Μεθόδων Πρόβλεψης

Ένας τρόπος αξιολόγησης μιας μεθόδου πρόβλεψης είναι μέσω της μέτρησης της ακρίβειας των παραγόμενων προβλέψεων. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται μέσω ορισμένων δεικτών σφαλμάτων που ο κάθε ένας παρέχει διαφορετική πληροφορία. Στην παράγραφο αυτή αναφέρουμε εν συντομία τους σημαντικότερους εξ αυτών. Θεωρώντας ως Y_t την πραγματική τιμή της προς πρόβλεψη παρατήρησης, ως F_t την τιμή της πρόβλεψης και ως n τον αριθμό των προς πρόβλεψη παρατηρήσεων , έχουμε τα εξής σφάλματα:

- Σφάλμα : $e_i = Y_i - F_i$
- Μέσο σφάλμα: $ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)$
- Μέσο απόλυτο σφάλμα: $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|$
- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα: $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2$
- Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος: $RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - F_i)^2}$
- Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα: $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - F_i}{Y_i} \right| \cdot 100 (\%)$
- Συμμετρικό μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα:

$$sMAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{2 \cdot (Y_i - F_i)}{Y_i + F_i} \right| \cdot 100 (\%)$$
- Μέσο απόλυτο κανονικοποιημένο σφάλμα: $MAsE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - F_i|}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |Y_i - Y_{i-1}|}$

Αξίζει να σημειώσουμε πως πολλές φορές , όταν προκύπτει ανάγκη σύγκρισης αποτελεσμάτων διαφορετικών χρονοσειρών οι δείκτες ποσοστιαίων σφαλμάτων όπως οι MAPE και sMAPE, είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι. Στην παρούσα διπλωματική θα παρουσιαστούν κυρίως αυτά τα δύο σφάλματα.

Κεφάλαιο 5^ο : Δεδομένα και Προετοιμασία Χρονοσειρών

5.1 Εισαγωγή

Σημαντικό κομμάτι στον τομέα της πρόβλεψης είναι η εύρεση των κατάλληλων δεδομένων. Τα δεδομένα αυτά, ωστόσο, σπάνια αποτελούν την προς μελέτη χρονοσειρά χωρίς να υποστούν κάποια επεξεργασία, η οποία θα οδηγήσει σε μια εξομαλυμένη χρονοσειρά κατάλληλη για πρόβλεψη. Η επεξεργασία αυτή μπορεί να αφορά διαδικασίες όπως η εξαίρεση ορισμένων δεδομένων, η διαχείριση μηδενικών τιμών, η άθροιση των δεδομένων στην επιθυμητή συχνότητα, η εύρεση και διαχείριση ασυνήθιστων τιμών, η αποεποχικοποίηση της χρονοσειράς κ.α. Οι παραπάνω διαδικασίες βασίζονται τόσο σε αυτοματοποιημένες τεχνικές όσο και σε πληροφορίες σχετικές με τον τομέα της πρόβλεψης αλλά και στην κριτική σκέψη του μελετητή.

Στο κεφάλαιο αυτό, αρχικά παρουσιάζονται τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν και εξηγούνται λεπτομερώς πώς οι διαδικασίες που αναφέρθηκαν παραπάνω τα μετέτρεψαν ώστε να αποτελέσουν τις προς πρόβλεψη χρονοσειρές μας. Γίνεται αναφορά στη διαδικασία των Bottom-Up προβλέψεων και τέλος αναφέρονται οι σημαντικότερες παραδοχές πριν την διαδικασία των προβλέψεων.

5.2 Δεδομένα

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε για την πρόβλεψη κατανάλωσης φυσικού αερίου χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τα κύρια και τα δευτερεύοντα. Τα κύρια δεδομένα αφορούν τα δεδομένα που αποτέλεσαν τις προς πρόβλεψη χρονοσειρές μας και αφορούν ποσότητες φυσικού αερίου. Η δεύτερη κατηγορία αφορά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στις μεθόδους της γραμμικής παλινδρόμησης (απλή ή πολλαπλή). Παρακάτω, αναλύονται κάθε μία από αυτές τις κατηγορίες δίνοντας μεγαλύτερη έμφαση στα κύρια δεδομένα.

5.2.1 Κύρια δεδομένα

Για τις ανάγκες της διπλωματικής, την πρόβλεψη, δηλαδή, της ζήτησης φυσικού αερίου σε βραχυπρόθεσμο, μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα απαιτείται συγκεκριμένο εύρος και συγκεκριμένη συχνότητα δεδομένων. Όπως έχουμε αναφέρει η συχνότητα των δεδομένων για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

είναι εβδομαδιαία δεδομένα, για τις μεσοπρόθεσμες μηνιαία και για τις μακροπρόθεσμες ετήσια δεδομένα. Το εύρος των δεδομένων πρέπει να είναι τέτοιο ώστε να μας δίνει την απαιτούμενη πληροφορία προηγούμενων περιόδων και να μας οδηγεί σε ασφαλείς προβλέψεις. Δεδομένου ότι επιχειρούμε προβλέψεις 13 εβδομάδων (3 μήνες) για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις, 12 μηνών για τις μεσοπρόθεσμες και 4 ετών για τις μακροπρόθεσμες, το εύρος των δεδομένων θα πρέπει να είναι τουλάχιστον ίσο με το διπλάσιο του ορίζοντα πρόβλεψης (26 εβδομάδες, 24 μήνες και 8 χρόνια αντίστοιχα). Η ανάγκη ικανοποίησης των κριτηρίων του εύρους και της συχνότητας των δεδομένων μας οδήγησε στη χρησιμοποίηση δύο ομάδων δεδομένων. Η πρώτη ομάδα αφορά δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν για τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις ενώ η δεύτερη για τις βραχυπρόθεσμες και τις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις. Σε επόμενες παραγράφους δίνονται αναλυτικά η περιγραφή κάθε ομάδας όπως το είδος των δεδομένων, η χρονική διάρκεια και η πηγή των δεδομένων αυτών.

5.2.1.1 Πρώτη ομάδα δεδομένων

Η πρώτη ομάδα δεδομένων αποτελείται από ετήσια δεδομένα κατανάλωσης φυσικού αερίου όπως αυτά προκύπτουν από ενεργειακά ισοζύγια της Ελλάδας που αφορούν το φυσικό αέριο για τις περιόδους από το 1990 έως το 2010. Οι δοθείσες ποσότητες φυσικού αερίου είναι εκφρασμένες σε χιλιάδες τόνους ισοδυνάμου πετρελαίου (10^3 toe). Τα δεδομένα αυτά τα αντλήσαμε από το διαδικτυακό τόπο της Eurostat [80] και αφορούν τις κατηγορίες του ενεργειακού ισοζυγίου, όπως αυτές δίνονται στον Πίνακα 5.1, όπου δίνονται πληροφορίες και για το πλήθος των δεδομένων καθεμιάς.

A/A	Ονομασία χρονοσειράς	Χρονική Περίοδος Δεδομένων	Πλήθος δεδομένων
1	Ακαθάριστη Εγχώρια Κατανάλωση	1990-2010	21
2	Τομέας Μετατροπής	1990-2010	21
3	Κατανάλωση Ενεργειακού Τομέα	1990-2010	21
4	Διαθέσιμη Ενέργεια προς Τελική Κατανάλωση	1990-2010	21
5	Τελική Μη-Ενεργειακή Κατανάλωση	1990-2010	21
6	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση	1996-2010	15
7	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση - Βιομηχανίες	1996-2010	15
8	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση- Μεταφορές	2001-2010	10
9	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση- Άλλοι Τομείς	1998-2010	13
10	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση- Άλλοι Τομείς- Οικιακές Καταναλώσεις	1999-2010	12
11	Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση- Άλλοι Τομείς- Εμπόριο και Δημόσιες υπηρεσίες	1998-2010	13
12	Εισαγωγές	1996-2010	15

Πίνακας 5.1- Περιγραφή πρώτης ομάδας δεδομένων

Κάθε μία από τις παραπάνω χρονοσειρές εκφράζει μία συγκεκριμένη χρήση του φυσικού αερίου και θεωρήθηκαν ως οι πλέον ενδιαφέρουσες για πρόβλεψη μεταξύ άλλων κατηγοριών του ισοζυγίου, που ικανοποιούν παράλληλα το στόχο αυτής της διπλωματικής, που είναι η πρόβλεψη της ζήτησης φυσικού αερίου. Εκτός αυτού, πολλές από τις υπόλοιπες κατηγορίες δεν έβρισκαν εφαρμογή στον ελλαδικό χώρο και ως εκ τούτου είχαν μηδενικές τιμές καθ' όλη τη διάρκεια. Παρακάτω περιγράφουμε εν συντομία τι εκφράζει κάθε μία από τις παραπάνω κατηγορίες [81] ώστε να γίνει καλύτερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων σε επόμενο στάδιο της ανάλυσης. Οι χρονοσειρές λοιπόν εκφράζουν:

1. **Ακαθάριστη Εγχώρια Κατανάλωση** : Είναι το σύνολο της εγχώριας παραγωγής Φυσικού Αερίου που καταναλώνεται στον ελλαδικό χώρο.
2. **Τομέας Μετατροπής:** Ποσότητες φυσικού αερίου εκφρασμένες σε ενέργεια που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας από τους σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής.
3. **Κατανάλωση Ενεργειακού Τομέα:** Ποσότητες που καταναλώνονται από τον ενεργειακό τομέα για την στήριξη των δραστηριοτήτων τους ή για τη λειτουργία των εγκαταστάσεων μετατροπής.
4. **Διαθέσιμο ποσό ενέργειας προς τελική Κατανάλωση:** Η διαθέσιμη ενέργεια προς τελική χρήση.
5. **Τελική ενεργειακή κατανάλωση για Μη Ενεργειακή χρήση:** Ενεργειακά προϊόντα που χρησιμοποιούνται ως πρώτες ύλες στους διάφορους τομείς, δηλαδή που δεν καταναλώνονται ως καύσιμα ούτε μετατρέπονται σε άλλο καύσιμο.
6. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση** : Συνολική κατανάλωση ενέργειας στη βιομηχανία, στις μεταφορές και σε άλλους τομείς.
7. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση-Βιομηχανίες:** Συνολική κατανάλωση ενέργειας στη βιομηχανία. Πρόκειται για ποσότητες καυσίμων εκφρασμένες σε ενέργεια , βάσει της Κατώτερης Θερμογόνου Δύναμης του καυσίμου που καταναλώνονται από τις βιομηχανίες για τη στήριξη των ενεργειακών τους δραστηριοτήτων. Οι βιομηχανίες ακολουθούν την κατηγοριοποίηση κατά NACE Rev. II, της ταξινόμησης των κλάδων Οικονομικής Δραστηριότητας της Eurostat.
8. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση-Μεταφορές** : Συνολική κατανάλωση ενέργειας σε όλες τις δραστηριότητες μεταφοράς, ανεξάρτητα από τον οικονομικό τομέα που πραγματοποιείται η δραστηριότητα.
9. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση -Άλλοι τομείς** Συνολική κατανάλωση ενέργειας σε άλλους τομείς, όπως το εμπόριο, οι δημόσιες υπηρεσίες και οι οικιακές καταναλώσεις.
10. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση -Άλλοι τομείς -Εμπόριο και Δημόσιες Υπηρεσίες:** Συνολική κατανάλωση ενέργειας στον ευρύτερο τριτογενή τομέα (Βιοτεχνίες, Εμπορικά κτίρια, Δημόσιες υπηρεσίες)
11. **Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση -Άλλοι τομείς -Οικιακές Καταναλώσεις:** Συνολική κατανάλωση ενέργειας από τον οικιακό τομέα.
12. **Εισαγωγές:** Οι ποσότητες των καυσίμων εκφρασμένες σε ενέργεια που εισάγονται στον ελλαδικό χώρο.

5.2.1.2 Δεύτερη ομάδα δεδομένων

Η δεύτερη ομάδα δεδομένων αποτελείται από ημερήσιες ποσότητες παράδοσης και παραλαβής φυσικού αερίου από τα Σημεία Εισόδου και Σημεία Εξόδου αντίστοιχα του Εθνικού Συστήματος Μεταφοράς Φυσικού Αερίου [82]. Τα δεδομένα αφορούν στοιχεία μέτρησης που είχαν πιστοποιηθεί από τον διαχειριστή για την περίοδο από 01/01/2008 έως και 31/03/2012. Οι δοθείσες ποσότητες φυσικού αερίου είναι εκφρασμένες σε μεγαβατώρες (MWh) σε θερμοκρασία καύσης αναφοράς 0°C. Το Εθνικό Σύστημα Μεταφοράς Φυσικού Αερίου αποτελείται αυτή τη στιγμή από τρία (3) σημεία εισόδου και τριάντα έξι (36) σημεία εξόδου. Παρακάτω δίνεται ένας Πίνακας (Πίνακας 5.2) , όπου παρουσιάζονται οι ονομασίες των σημείων Εισόδου και Εξόδου καθώς και η ημερομηνία από την οποία και μετά υπάρχουν διαθέσιμα στοιχεία για κάθε σημείο.

	Ονομασία σημείου	Ημερομηνία πρώτων δεδομένων
Σημεία Εισόδου	ΑΓΙΑ ΤΡΙΑΔΑ	01/01/2008
	ΣΙΔΗΡΟΚΑΣΤΡΟ	01/01/2008
	ΚΗΠΟΙ	01/01/2008
Σημεία Εξόδου	ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ	10/05/2008
	ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ II	13/11/2010
	ΑΘΗΝΑ	01/01/2008
	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΥΠΟΛΗ	16/07/2009
	ΒΙΠΕ ΛΑΡΙΣΑ	01/01/2008
	ΒΟΛΟΣ	01/01/2008
	ΒΦΛ	01/01/2008
	ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)	01/01/2008
	ΚΟΜΟΤΗΝΗ (ΔΕΗ)	01/01/2008
	ΛΑΥΡΙΟ (ΔΕΗ)	01/01/2008
	ΔΡΑΜΑ	01/01/2008
	ΕΛΠΕ	01/01/2008
	ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)	01/01/2008
	ΗΡΩΝ II	28/01/2010
	ΗΡΩΝΑΣ	01/01/2008
	ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ	01/01/2008
	ΘΙΣΒΗ	12/04/2010
	ΘΡΙΑΣΙΟ	01/01/2008
	ΚΑΒΑΛΑ	01/01/2008
	ΚΑΡΔΙΤΣΑ	17/11/2008
	ΚΑΤΕΡΙΝΗ	01/01/2008
	ΚΙΛΚΙΣ	01/01/2008
	ΚΟΚΚΙΝΑ	01/01/2008
	ΚΟΜΟΤΗΝΗ	01/01/2008
	ΛΑΜΙΑ	01/01/2008
	ΛΑΡΙΣΑ	01/01/2008

ΣΠΑΤΑ	01/01/2008
ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ	30/05/2008
ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ II	13/09/2011
ΞΑΝΘΗ	01/01/2008
ΟΙΝΟΦΥΤΑ	01/01/2008
ΠΛΑΤΥ	01/01/2008
ΣΑΛΦΑ ΑΝΘΟΥΣΑΣ	01/01/2008
ΣΑΛΦΑ ΑΝΩ ΛΙΟΣΙΩΝ	01/01/2008
ΣΕΡΡΕΣ	01/01/2008
ΤΡΙΚΑΛΑ	03/07/2009

Πίνακας 5.2- Περιγραφή δεύτερης ομάδας δεδομένων

5.2.2 Δευτερεύοντα δεδομένα

Όπως έχει ήδη αναφερθεί ως δευτερεύοντα δεδομένα θεωρούμε τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης που έχουν αναφερθεί. Τα δεδομένα αυτά αφορούν τη μεταβολή του Ακαθάριστου Εγχώριου Προϊόντος (ΑΕΠ) σε ετήσια βάση προσαρμοσμένο σύμφωνα με τον πληθωρισμό και εκφρασμένο ως ποσοστό. Η χρονική περίοδος των δεδομένων καλύπτει τα έτη από το 1990 έως και το 2010.

5.3 Επεξεργασία Δεδομένων

Επόμενο βήμα στην διαδικασία της πρόβλεψης είναι η επεξεργασία των δεδομένων ώστε να καλύπτουν τις ανάγκες κάθε είδους πρόβλεψης. Αρχικά, φέραμε τα δεδομένα στην επιθυμητή συχνότητα για κάθε είδος πρόβλεψης. Κι αν για την πρώτη ομάδα δεδομένων και τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις κάτι τέτοιο δεν ήταν απαραίτητο, δεν συμβαίνει το ίδιο για τη δεύτερη ομάδα και τις βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις. Έτσι λοιπόν, προχωρήσαμε σε αθροίσεις ώστε να έχουμε συχνότητα εβδομάδων και μηνών στα δεδομένα μας. Στην διπλωματική αυτή εργασία, θεωρήθηκε σκόπιμο η παραγωγή προβλέψεων τόσο σε επίπεδο σημείων εισόδου/εξόδου όσο και σε επίπεδο γεωγραφικού διαμερίσματος, κατηγορίας καταναλωτή και συνολικά. Γι αυτό το λόγο, στα τροποποιημένα αυτά δεδομένα, προχωρήσαμε σε επιπλέον κατηγοριοποιήσεις ανά κατηγορία καταναλωτή και ανά γεωγραφικό διαμέρισμα. Αντιστοιχήσαμε, δηλαδή, κάθε ένα σημείο εξόδου στην εκάστοτε κατηγορία ενώ έγινε και μία ακόμα ομαδοποίηση που αφορούσε τις εξής δύο κατηγορίες: τα σημεία εξόδου και τα σημεία εισόδου. Με αυτόν τον τρόπο, προέκυψαν όλες οι προς επεξεργασία χρονοσειρές των οποίων τα αποτελέσματα θα παρουσιαστούν στο επόμενο κεφάλαιο.

5.3.1 Αθροίσεις στην επιθυμητή συχνότητα

Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

Για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις η επιθυμητή συχνότητα είναι τα εβδομαδιαία δεδομένα. Για κάθε μία από τις 39 χρονοσειρές της δεύτερης ομάδας δεδομένων αρχικά υπολογίστηκε ο αριθμός των διαθέσιμων ημερών. Διαιρώντας με τον αριθμό των ημερών που αποτελούν μία εβδομάδα (7) και παίρνοντας το κάτω όριο της διαίρεσης αυτής προέκυψαν οι διαθέσιμες πλήρεις εβδομάδες κάθε χρονοσειράς. Έπειτα, υπολογίστηκε ο αριθμός των ημερών που δε θα αθροιστούν και αυτές αφαιρέθηκαν από την αρχή των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο προέκυψαν εβδομαδιαία δεδομένα το πλήθος των οποίων δίνεται στον Πίνακα 5.3 στο τέλος της παραγράφου.

Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

Στην περίπτωση αυτή επιθυμητή συχνότητα είναι τα μηνιαία δεδομένα. Για κάθε μία από τις 39 χρονοσειρές, έγινε άθροιση σε επίπεδο μήνα λαμβάνοντας υπόψη όλες τις διαθέσιμες ημέρες κάθε μήνα. Στον Πίνακα 5.3 δίνονται συγκεντρωτικά το πλήθος των διαθέσιμων μηνών και εβδομάδων κάθε χρονοσειράς.

Όνομασία σημείου/χρονοσειράς	Διαθέσιμες εβδομάδες	Διαθέσιμοι μήνες
ΑΓΙΑ ΤΡΙΑΔΑ	221	51
ΣΙΔΗΡΟΚΑΣΤΡΟ	221	51
ΚΗΠΟΙ	220	51
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ	204	47
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ II	73	17
ΑΘΗΝΑ	221	51
ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΥΠΟΛΗ	142	33
ΒΙΠΕ ΛΑΡΙΣΑ	221	51
ΒΟΛΟΣ	221	51
ΒΦΛ	221	51
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)	221	51
ΚΟΜΟΤΗΝΗ (ΔΕΗ)	221	51
ΛΑΥΡΙΟ (ΔΕΗ)	221	51
ΔΡΑΜΑ	221	51
ΕΛΠΕ	221	51
ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)	221	51
ΗΡΩΝ II	114	27
ΗΡΩΝΑΣ	221	51
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ	221	51
ΘΙΣΒΗ	103	24
ΘΡΙΑΣΙΟ	221	51
ΚΑΒΑΛΑ	221	51
ΚΑΡΔΙΤΣΑ	176	41

ΚΑΤΕΡΙΝΗ	221	51
ΚΙΛΚΙΣ	221	51
ΚΟΚΚΙΝΑ	221	51
ΚΟΜΟΤΗΝΗ	221	51
ΛΑΜΙΑ	221	51
ΛΑΡΙΣΑ	221	51
ΣΠΑΤΑ	221	51
ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ	201	47
ΜΟΤΟΡ ΟΪΛ II	29	7
ΞΑΝΘΗ	221	51
ΟΙΝΟΦΥΤΑ	221	51
ΠΛΑΤΥ	221	51
ΣΑΛΦΑ ΑΝΘΟΥΣΑΣ	221	51
ΣΑΛΦΑ ΑΝΩ ΛΙΟΣΙΩΝ	221	51
ΣΕΡΡΕΣ	221	51
ΤΡΙΚΑΛΑ	144	33

Πίνακας 5.3- Άθροισεις στην επιθυμητή συχνότητα - Πλήθος εβδομάδων/μηνών

5.3.2 Κατηγοριοποίηση ανά Γεωγραφική Περιοχή

Η διπλωματική αυτή πέρα από προβλέψεις σε επίπεδο σημείων, αποσκοπεί και σε προβλέψεις ανά γεωγραφική περιοχή. Για το σκοπό αυτό, χωρίσαμε τα σημεία εξόδου σε πέντε γεωγραφικά διαμερίσματα, όπως φαίνονται στον Πίνακα 5.4 και προχωρήσαμε στην ένα προς ένα άθροιση των δεδομένων τους. Με αυτόν τον τρόπο, δημιουργήσαμε επιπλέον πέντε (5) προς πρόβλεψη χρονοσειρές, που θα βοηθήσουν στη μελέτη που επιχειρούμε. Η διαδικασία αυτή πραγματοποιήθηκε στα τροποποιημένα δεδομένα της προηγούμενης παραγράφου.

Στερεά Ελλάδα	Θεσσαλία	Μακεδονία	Θράκη	Πελοπόννησος
ΑΘΗΝΑ	ΒΙΠΕ ΛΑΡΙΣΑ	ΒΦΛ	ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΥΠΟΛΗ	ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)	ΒΟΛΟΣ	ΔΡΑΜΑ	ΚΟΜΟΤΗΝΗ	ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ
ΛΑΥΡΙΟ (ΔΕΗ)	ΚΑΡΔΙΤΣΑ	ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ(ΕΛΠΕ)	ΚΟΜΟΤΗΝΗ (ΔΕΗ)	
ΕΛΠΕ	ΚΟΚΚΙΝΑ	ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ	ΞΑΝΘΗ	
ΗΡΩΝ ΙΙ	ΛΑΡΙΣΑ	ΚΑΒΑΛΑ		
ΗΡΩΝΑΣ	ΤΡΙΚΑΛΑ	ΚΑΤΕΡΙΝΗ		
ΘΡΙΑΣΙΟ		ΚΙΛΚΙΣ		
ΛΑΜΙΑ		ΠΛΑΤΥ		
ΣΠΑΤΑ		ΣΕΡΡΕΣ		
ΘΙΣΒΗ				
ΟΙΝΟΦΥΤΑ				
ΣΑΛΦΑ ΑΝΘΟΥΣΑΣ				
ΣΑΛΦΑ ΑΝΩ ΛΙΟΣΙΩΝ				
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ				
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ				

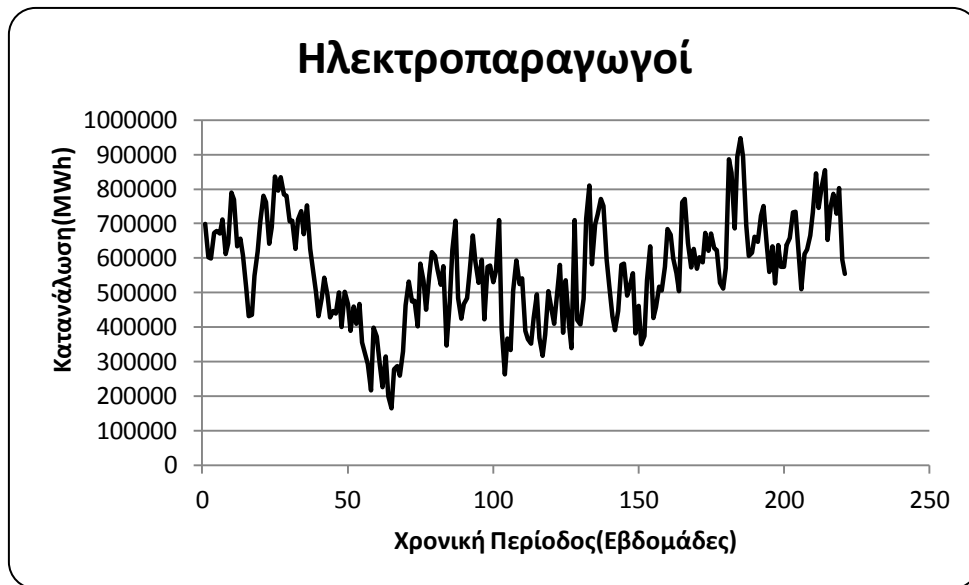
Πίνακας 5.4- Αντιστοίχιση Σημείων Εξόδου- Γεωγραφικού Διαμερίσματος

Να σημειωθεί ότι η παραπάνω αντιστοίχιση αφορά μόνο τα σημεία εξόδου καθώς μόνο τα αποτελέσματα αυτών θα συγκριθούν με τα αποτελέσματα των προβλέψεων κάθε χρονοσειράς που αφορά γεωγραφικό διαμέρισμα, όπως θα εξηγηθεί σε επόμενη ενότητα (§5.4). Επίσης, το πλήθος των δεδομένων κάθε μιας από αυτές τις χρονοσειρές είναι ίσο με το μέγιστο πλήθος των δεδομένων των συνιστωσών τους.

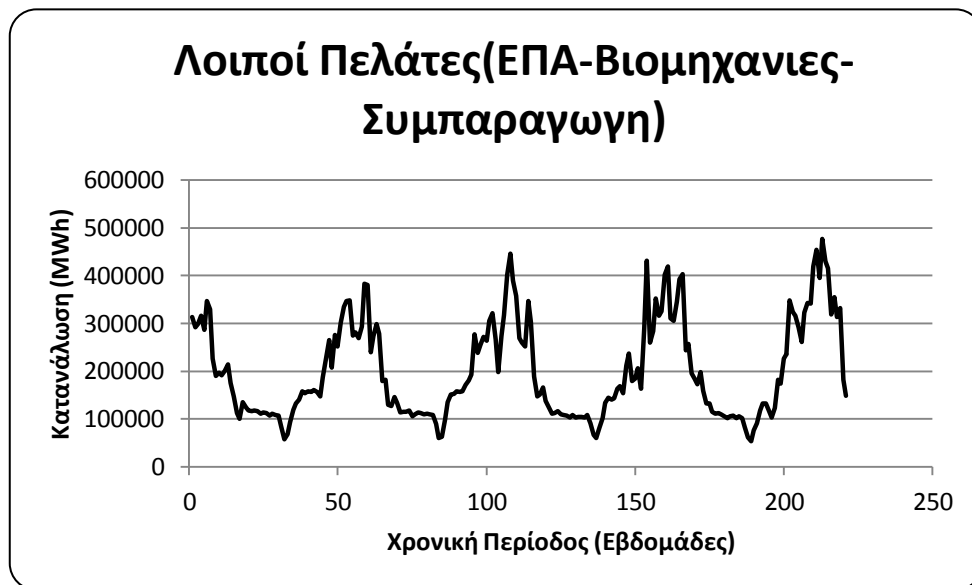
5.3.3 Κατηγοριοποίηση ανά Κατηγορία Καταναλωτή

Με την ίδια λογική όπως και πριν, προχωράμε στην κατηγοριοποίηση των δεδομένων ανά κατηγορία καταναλωτή. Σε μελέτη που πραγματοποιήθηκε από τον Διαχειριστή του Εθνικού Συστήματος Φυσικού αερίου [83] οι καταναλωτές έχουν χωριστεί σε δύο μεγάλες κατηγορίες: τους «Ηλεκτροπαραγωγούς» και τους «Λοιπούς Πελάτες», όπου η μεν πρώτη αποτελείται από τα σημεία εξόδου που ικανοποιούν ηλεκτροπαραγωγούς (ΔΕΗ, Ιδιώτες) και η δεύτερη από τις ΕΠΑ, ορισμένες Βιομηχανίες και τη Συμπαγωγή. Στην δική μας εργασία, θα προσθέσουμε μία επιπλέον κατηγορία, αυτή των «Εξόδων Αποκλειστικών Πελατών» και θα περιλαμβάνει τα σημεία εξόδου που προορίζονται αποκλειστικά για ιδιώτες. Ο λόγος για τον διαχωρισμό αυτό είναι τα κοινά χαρακτηριστικά που διαπιστώθηκαν στην τελευταία κατηγορία και διέφεραν από αυτές των «Λοιπών Πελατών» και των «Ηλεκτροπαραγωγών». Συγκεκριμένα, η κατηγορία των «Ηλεκτροπαραγωγών» δεν εξαρτάται από την εποχή και χαρακτηρίζεται από έντονη μεταβλητότητα σε όλη την εξεταζόμενη περίοδο. Αντίθετα, οι «Λοιποί Πελάτες» επειδή ως επί το πλείστον περιλαμβάνουν τις Εταιρείες Παροχής Αερίου (ΕΠΑ) που απευθύνονται σε οικιακούς πελάτες, εμπορικές επιχειρήσεις και μικρές βιομηχανίες παρουσιάζουν μια εποχιακή συμπεριφορά. Οι «Αποκλειστικοί Πελάτες» από την άλλη, δεν παρουσιάζουν ούτε εποχιακή συμπεριφορά, ούτε έντονες μεταβολές, εκτός από ελάχιστες περιπτώσεις. Η

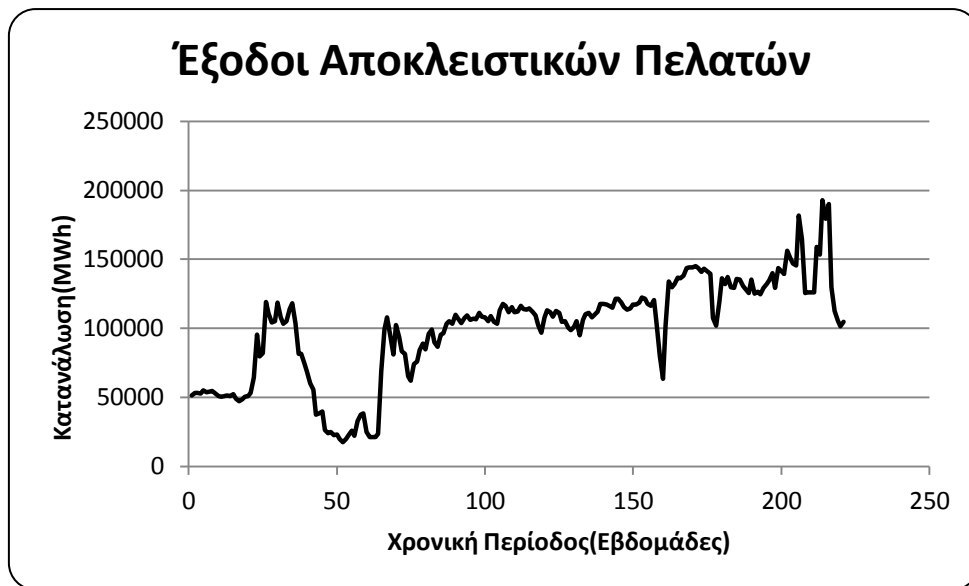
κατηγοριοποίηση αυτή, πραγματοποιήθηκε στα τροποποιημένα δεδομένα της παραγράφου 5.3.1. Ενδεικτικά, παρακάτω παρουσιάζονται τα διαγράμματα των εβδομαδιαίων δεδομένων κάθε κατηγορίας καταναλωτών.



Διάγραμμα 5.1α- Εβδομαδιαία Δεδομένα «ΗλεκτροΠαραγωγών»



Διάγραμμα 5.1β- Εβδομαδιαία Δεδομένα «Λοιπών Πελατών»



Διάγραμμα 5.1γ- Εβδομαδιαία Δεδομένα «Έξοδοι Αποκλειστικών Πελατών»

Παρατηρούμε πως κάθε μία από τις τρεις χρονοσειρές έχει τα διαφορετικά χαρακτηριστικά που αναφέραμε. Η χρονοσειρά των «Ηλεκτροπαραγωγών» χαρακτηρίζεται από έντονη μεταβλητότητα γύρω από ένα γραμμικό επίπεδο, αυτή των «Λοιπών Πελατών» από εποχιακή συμπεριφορά και αυτή των «Εξόδων Αποκλειστικών Πελατών» από ένα γραμμικό επίπεδο με πολύ λιγότερες αυξομειώσεις από αυτές της πρώτης χρονοσειράς. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.5) φαίνεται η αντιστοίχιση των σημείων εξόδου με κάθε μία από τις παραπάνω κατηγορίες που οδήγησε στη δημιουργία των τριών (3) αυτών χρονοσειρών. Και σε αυτήν την περίπτωση ισχύει πως το πλήθος των δεδομένων κάθε μιας από αυτές τις νέες χρονοσειρές είναι ίσο με το μέγιστο πλήθος των δεδομένων των συνιστωσών τους.

Ηλεκτροπαραγωγοί	Έξοδοι Αποκλειστικών Πελατών	Λοιποί Πελάτες
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ	ΒΦΛ	ΑΘΗΝΑ
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)	ΕΛΠΕ	ΒΙΠΕ ΛΑΡΙΣΑ
ΚΟΜΟΤΗΝΗ(ΔΕΗ)	ΘΡΙΑΣΙΟ	ΒΟΛΟΣ
ΛΑΥΡΙΟ (ΔΕΗ)	ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ	ΔΡΑΜΑ
ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣΣ(ΕΛΠΕ)	ΜΟΤΡΟ ΟΙΛ II	ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ
ΗΡΩΝΑΣ		ΚΑΡΔΙΤΣΑ
ΗΡΩΝ II		ΚΑΤΕΡΙΝΗ
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ II		ΚΙΛΚΙΣ
ΘΙΣΒΗ		ΚΟΚΚΙΝΑ
		ΚΟΜΟΤΗΝΗ
		ΛΑΜΙΑ
		ΛΑΡΙΣΑ
		ΣΠΑΤΑ
		ΞΑΝΘΗ
		ΟΙΝΟΦΥΤΑ

		ΠΛΑΤΥ
		ΣΑΛΦΑ ΑΝΘΟΥΣΑΣ
		ΣΑΛΦΑ ΑΝΩ ΛΙΟΣΙΩΝ
		ΣΕΡΡΕΣ
		ΤΡΙΚΑΛΑ
		ΚΑΒΑΛΑ
		ΑΛΕΞΑΝΔΡΟΥΠΟΛΗ

Πίνακας 5.5- Αντιστοίχιση Σημείων Εξόδου-Κατηγορίας Καταναλωτών

5.3.4 Συνολικές Αθροίσεις

Εκτός από τις χρονοσειρές που περιγράψαμε σε προηγούμενες παραγράφους, θα επιχειρηθούν προβλέψεις σε δύο ακόμα χρονοσειρές. Η μία χρονοσειρά θα αφορά όλα τα σημεία εισόδου (3) του συστήματος και η άλλη όλα τα σημεία εξόδου (36), όπως αυτά περιγράφονται στον Πίνακα 5.2. Προφανώς, οι δύο αυτές χρονοσειρές θα είναι παρόμοιες στη μορφή και στις τιμές τους, πλην από μιας μικρής διαφοράς. Αυτό οφείλεται στο ότι στα σημεία εισόδου εισέρχεται τόση ποσότητα φυσικού αερίου όση καταναλώνεται από τα σημεία εξόδου. Η διαφορά που παρατηρείται μεταξύ αυτών των δύο ποσοτήτων είναι οι απώλειες μεταφοράς ή οι ιδιοκαταναλώσεις του συστήματος και είναι αμελητέες.

Συνοψίζοντας, έπειτα από την παραπάνω επεξεργασία έχουν προκύψει οι εξής προς μελέτη χρονοσειρές:

Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις (εβδομαδιαία δεδομένα)

- 39 χρονοσειρές σημείων εισόδου/εξόδου
- 5 χρονοσειρές γεωγραφικών διαμερισμάτων
- 3 χρονοσειρές κατηγορίας καταναλωτών
- 2 χρονοσειρές συνολικών δεδομένων

Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις (μηνιαία δεδομένα)

- 39 χρονοσειρές σημείων εισόδου/εξόδου
- 5 χρονοσειρές γεωγραφικών διαμερισμάτων
- 3 χρονοσειρές κατηγορίας καταναλωτών
- 2 χρονοσειρές συνολικών δεδομένων

Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις (μηνιαία δεδομένα)

- 12 χρονοσειρές κατηγοριών ενεργειακού ισοζυγίου

5.4 Προετοιμασία Χρονοσειρών

Για να είναι δυνατή η πρόβλεψη με τα μοντέλα που έχουμε περιγράψει σε προηγούμενο κεφάλαιο, θα πρέπει να επεξεργαστούμε κατάλληλα τις διαθέσιμες χρονοσειρές, ώστε να προκύψει μια εξομαλυσμένη χρονοσειρά. Αυτή η επεξεργασία περιλαμβάνει την εξάλειψη των μηδενικών και των ασυνήθιστων τιμών που τυχόν παρατηρούνται στις τροποποιημένες χρονοσειρές αλλά και την αφαίρεση της

εποχιακής συμπεριφοράς όπου αυτή εντοπίζεται. Παρακάτω θα αναλυθούν οι μέθοδοι με τις οποίες θα πραγματοποιηθούν οι αλλαγές αυτές και τα γεγονότα που βοήθησαν στο να καταλήξουμε στις τελικές χρονοσειρές.

Σε αυτό το σημείο να αναφέρουμε πως οι ανωτέρω αλλαγές θα πραγματοποιηθούν στα γνωστά δεδομένα των χρονοσειρών. Όπως έχει αναφερθεί στο Κεφάλαιο 4 (§4.5) για την επιλογή μοντέλου πρόβλεψης με χρονικό ορίζοντα κ-περιόδους σε μια σειρά δεδομένων ν-περιόδων, ισχύει η εξής κατηγοριοποίηση: Η πρώτη κατηγορία περιλαμβάνει τα (ν-κ) πρώτα στοιχεία της χρονοσειράς που αποτελούν και τα γνωστά δεδομένα και η δεύτερη τα τελευταία (κ) δεδομένα της χρονοσειράς που θεωρούνται άγνωστα. Η πρώτη κατηγορία παίζει το ρόλο των «forecast model fitting» δεδομένων και βάσει αυτών τα διάφορα μοντέλα παράγουν τις προβλέψεις τους. Η δεύτερη κατηγορία, αποτελεί το κριτήριο επιτυχίας κάθε μεθόδου πρόβλεψης καθώς βάση αυτών υπολογίζονται τα εκτός δείγματος (out-of-sample) σφάλματα. Σε όλη τη διάρκεια παραγωγής προβλέψεων θεωρούνται άγνωστα και δεν υπόκεινται στις όποιες αλλαγές αναφέραμε παραπάνω. Ο αριθμός των δεδομένων αυτών είναι ίσος με τον ορίζοντα πρόβλεψης ώστε το εκάστοτε μοντέλο να δοκιμαστεί στις επιθυμητές συνθήκες. Συνεπώς, στην περίπτωση της βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης αφαιρούμε τις τελευταίες δεκατρείς(13) εβδομάδες, στην μεσοπρόθεσμη τους τελευταίους δώδεκα (12) μήνες και στην μακροπρόθεσμη τα τέσσερα (4) τελευταία χρόνια.

Επομένως, στις διαδικασίες που θα περιγράψουμε παρακάτω όταν θα αναφερόμαστε σε χρονοσειρές θα εννοούμε τα γνωστά δεδομένα αυτών εκτός αν σημειώνεται κάτι διαφορετικό.

5.4.1 Διαχείριση μηδενικών τιμών

Πρώτο βήμα για την επεξεργασία των χρονοσειρών αποτελεί η εξάλειψη των μηδενικών τιμών [84] όπου αυτές παρατηρούνται. Η αλλαγή αυτή γίνεται σύμφωνα με τη σχέση:

$$D'_t = (t - t_0) \cdot \frac{D_{t_0+n+1} - D_{t_0}}{n+1} + D_{t_0} \quad (5.1)$$

Όπου, t η τρέχουσα χρονική περίοδος του μηδενικού

t_0 η χρονική περίοδος που προηγείται του μηδενικού

n ο αριθμός των συνεχόμενων μηδενικών

D_{t_0} η τιμή της περιόδου που προηγείται του ή των συνεχόμενων μηδενικών τιμών, και

D_{t_0+n+1} η τιμή της περιόδου που έπεται των μηδενικών.

Η ύπαρξη μηδενικών τιμών, όπως είναι φυσικό ήταν αρκετά συχνό φαινόμενο στις χρονοσειρές των εβδομαδιαίων δεδομένων που αφορούσαν ξεχωριστά σημεία εισόδου/εξόδου, ενώ μειώθηκε αισθητά σε αυτές των μηνιαίων δεδομένων και των χρονοσειρών που προέκυψαν από κατηγοριοποιήσεις των σημείων εξόδου.

5.4.2 Διαχείριση ασυνήθιστων τιμών (outliers)

Όπως έχουμε αναφέρει στο Κεφάλαιο 4, ένα είδος ασυνέχειας στα δεδομένα είναι η ύπαρξη ασυνήθιστων τιμών (outliers), τιμών που έχουν δηλαδή μικρή διάρκεια και οφείλονται σε κάποιο εξαιρετικό και απρόβλεπτο γεγονός. Μία αυτοματοποιημένη και απλή μέθοδος εύρεσης ασυνήθιστων τιμών [85], η οποία και χρησιμοποιήθηκε στην διπλωματική αυτή εργασία περιγράφεται παρακάτω:

- Αρχικά, υπολογίζουμε τις πρώτες διαφορές $z_t = D_t - D_{t-1}$ των δεδομένων.
- Στην συνέχεια υπολογίζουμε το άνω (U_z) και κάτω (L_z) τεταρτημόριο (quartile) της σειράς των δεδομένων z_t που υπολογίσαμε.
- Ένα σημείο μπορεί να θεωρηθεί ασυνήθιστη τιμή εάν ισχύουν μία τουλάχιστον από τις παρακάτω συνθήκες:

$$z_t < L_z - 1.5 \cdot (U_z - L_z) \quad (5.2)$$

$$z_t > U_z + 1.5 \cdot (U_z - L_z) \quad (5.3)$$

Όταν ένα σημείο ικανοποιεί αυτή τη συνθήκη τότε διαγράφεται από τη σειρά των z_t και κατασκευάζεται μία νέα σειρά δεδομένων D_t σύμφωνα με τη σχέση (5.1), όπου αντί για μηδενικά έχουμε ασυνήθιστες τιμές.

Ωστόσο, η παραπάνω αποτελεί μια αυτοματοποιημένη διαδικασία και δε λαμβάνει υπόψη τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά κάθε χρονοσειράς. Η έντονη μεταβλητότητα αρκετών χρονοσειρών λόγω της φύσης της ζήτησης του φυσικού αερίου δημιουργεί πρόβλημα στη λειτουργία της μεθόδου αυτής σε ορισμένα σημεία, καθώς και το περιθώριο της μεθόδου είναι αρκετά ευαίσθητο (1,5). Το ίδιο ισχύει και για τις χρονοσειρές με έντονη εποχιακή συμπεριφορά. Για το λόγο αυτό, εφαρμόσαμε την παραπάνω μέθοδο εύρεσης ασυνήθιστων τιμών αλλά προχωρήσαμε σε αλλαγές σημείων μόνο έπειτα από προσεκτική παρατήρηση κάθε χρονοσειράς, με βάση την όποια εμπειρία και θεωρητική γνώση έχουμε αποκομίσει έως τώρα. Σε αυτό το κομμάτι βοήθησε και η γνώση ορισμένων περιστατικών που συνέβησαν στο Εθνικό Σύστημα Μεταφοράς και συγκεκριμένα στη διακοπή της τροφοδοσίας τον Ιανουάριο του 2009 λόγω της Ρωσοουκρανικής κρίσης που είχε ως αποτέλεσμα την σταδιακή διακοπή της τροφοδοσίας τόσο από το Σημείο Εισόδου Σιδηρόκαστρο όσο και από το Σημείο Εισόδου Κήποι [82]. Πολλές από τις χρονοσειρές εμφάνισαν ασυνήθιστες τιμές τόσο στα εβδομαδιαία και τα μηνιαία όσο και στα ετήσια.

5.4.3 Διαχείριση αλλαγών επιπέδου (level-shifts)

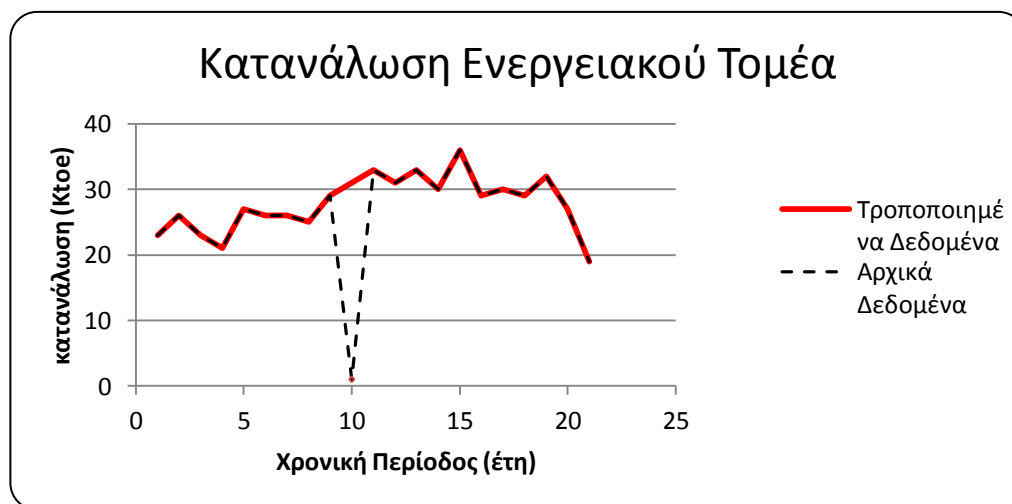
Ένα άλλο είδος ασυνέχειας, είναι η παρατηρούμενη αλλαγή επιπέδου (level-shift) της χρονοσειράς, η απότομη δηλαδή μεταβολή του μέσου επιπέδου τιμών της χρονοσειράς για αρκετά μεγάλο χρονικό διάστημα. Αλλαγές επιπέδου παρατηρήθηκαν και στις χρονοσειρές που εξετάζουμε είτε λόγω του ειδικού γεγονότος που αναφέραμε σε προηγούμενη παράγραφο (Ρωσοουκρανική κρίση) είτε λόγω άλλων περιστατικών, μη καταγεγραμμένων και γνωστών σε εμάς, αλλά με μεγάλο αντίκτυπο στις χρονοσειρές μας.

Στην περίπτωση αυτή, θεωρήθηκε προτιμότερο να αποκοπούν τα αρχικά δεδομένα με τελείως διαφορετικό επίπεδο από τα επόμενα. Ως επί το πλείστον, αυτά τα δεδομένα βρίσκονταν γύρω από το έτος 2009, κάτι που ήταν και αναμενόμενο. Παρακάτω, δίνεται πίνακας (Πίνακας 5.5) που περιλαμβάνει τις χρονοσειρές που υπέστησαν αποκοπή δεδομένων λόγω αλλαγής επιπέδου σε επίπεδο εβδομάδας και σε επίπεδο μήνα. Ακόμα, φαίνεται και το πλήθος των δεδομένων που πλέον είναι διαθέσιμο σε κάθε μία από αυτές, λαμβάνοντας υπόψη μας εδώ και τα εκτός δείγματος (out-of-sample) δεδομένα για άμεση σύγκριση με τον Πίνακα 5.3.

Όνομασία τροποποιημένου σημείου/χρονοσειράς	Διαθέσιμες εβδομάδες	Διαθέσιμοι μήνες
ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ	153	35
ΒΦΛ	157	36
ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)	81	- ¹
ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)	131	31
ΚΑΒΑΛΑ	116	27
ΚΑΤΕΡΙΝΗ	44	- ²
ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ	158	37

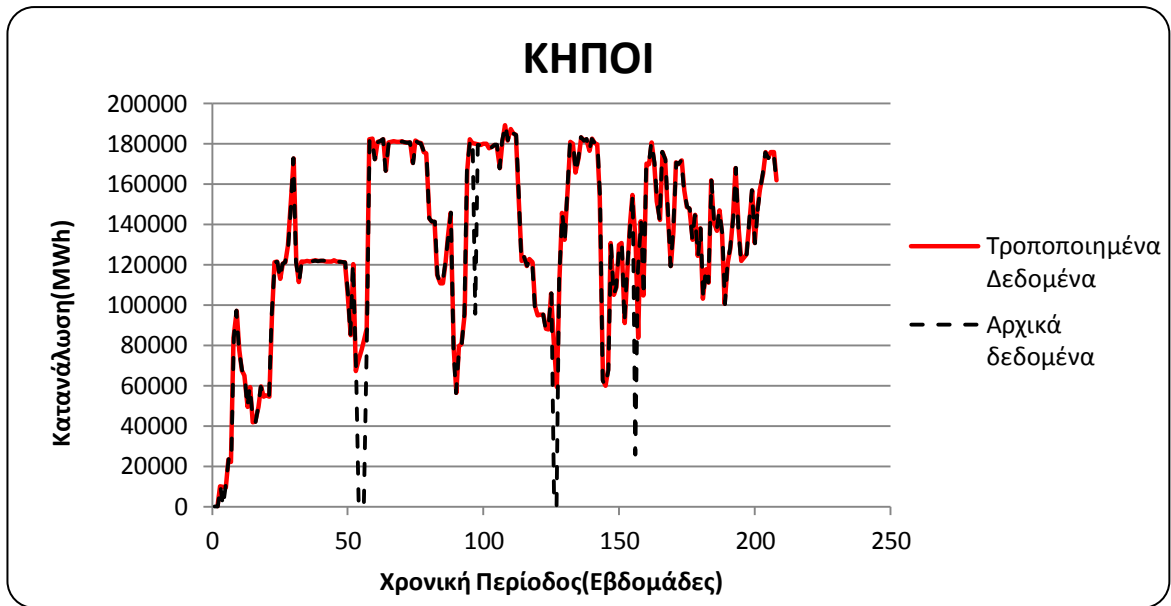
Πίνακας 5.6- Τροποποιημένες χρονοσειρές λόγω αλλαγής επιπέδου

Ενδεικτικά, παρακάτω παρουσιάζονται χρονοσειρές που έχουν υποστεί κάποιες ή όλες από τις παραπάνω τροποποιήσεις (μηδενικές, ασυνήθιστες τιμές, αλλαγές επιπέδου) και σε αντιπαράθεση με τις αρχικές χρονοσειρές.

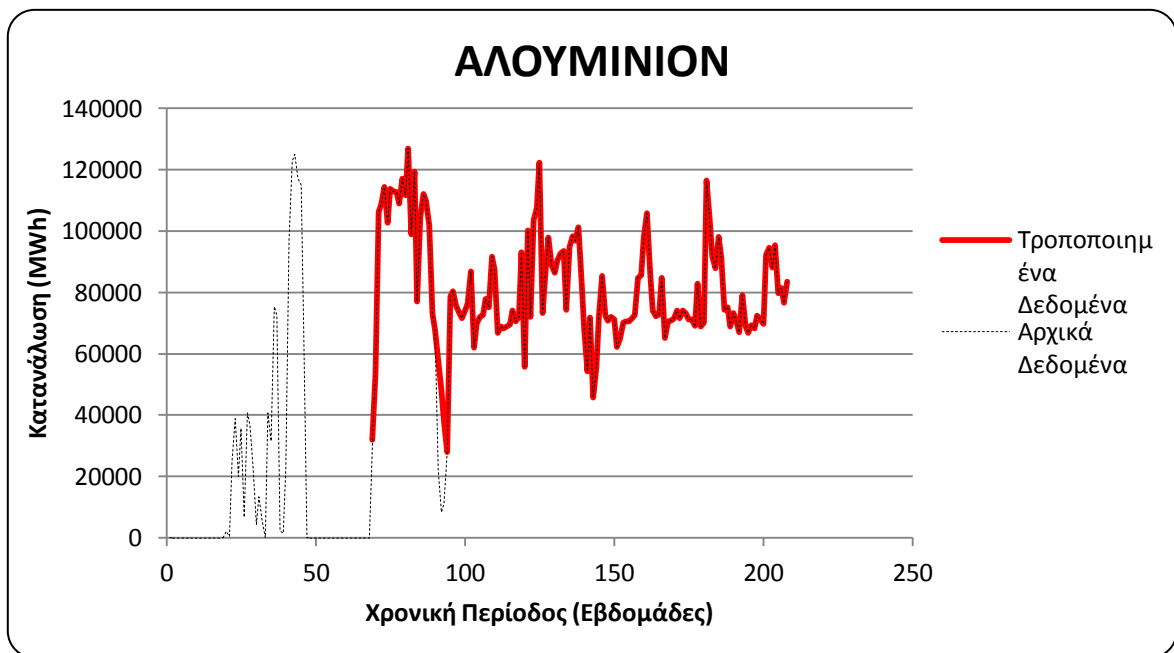


Διάγραμμα 5.2α- Παράδειγμα outlier σε ετήσια δεδομένα (Κατανάλωση Ενεργειακού Τομέα)

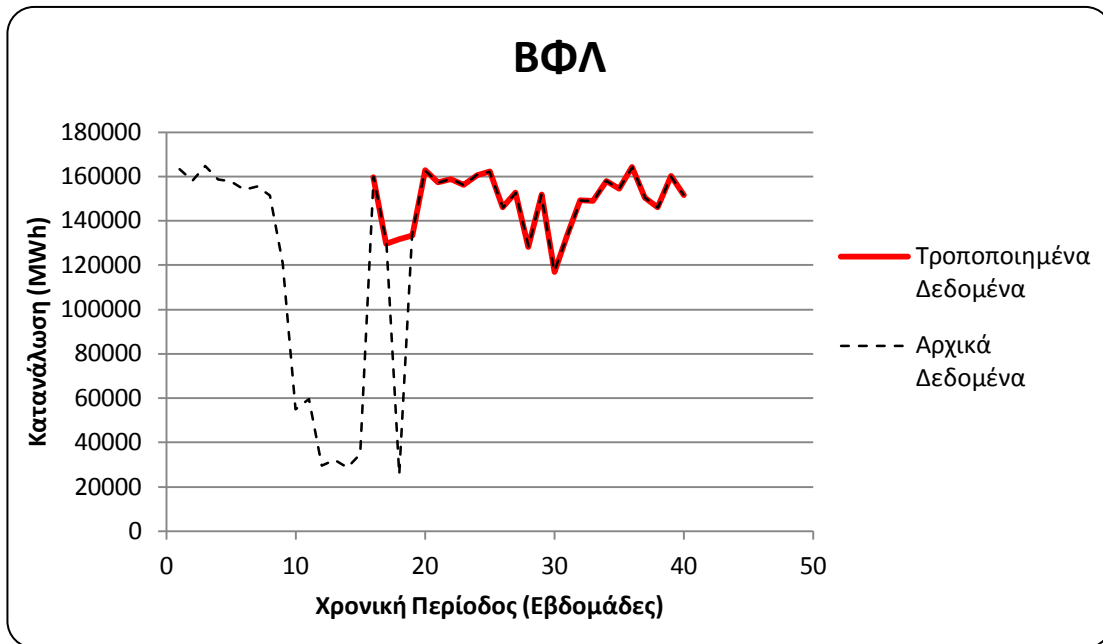
¹ Για τους αγωγούς αυτούς δεν υπήρχε αποκοπή δεδομένων σε επίπεδο μήνα για λόγους που θα εξηγηθούν στην παράγραφο §5.5



Διάγραμμα 5.2β- Παράδειγμα μηδενικών τιμών σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΚΗΠΟΙ)



Διάγραμμα 5.2γ - Παράδειγμα αποκοπής δεδομένων-ασυνήθιστων τιμών σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ)



Διάγραμμα 5.2δ- Παράδειγμα αποκοπής δεδομένων-ασυνήθιστων τιμών σε μηνιαία δεδομένα (ΒΦΛ)

5.4.4 Έλεγχος εποχιακότητας

Όπως έχει αναφερθεί, αρκετές χρονοσειρές από αυτές που εξετάζουμε εμφανίζουν έντονη εποχιακή συμπεριφορά. Αυτές είναι αναγκαίο να τις διαχειριστούμε με ιδιαίτερο τρόπο, όπως θα δούμε στην επόμενη παράγραφο. Σε άλλες χρονοσειρές η έλλειψη εποχιακής συμπεριφοράς είναι ξεκάθαρη ενώ σε άλλες δεν είναι τόσο εμφανής. Για αυτό το λόγο, έχει νόημα η διάκριση τους σε αυτές με σημαντική εποχιακή συμπεριφορά και σε αυτές χωρίς. Ένας εύκολος και αυτοματοποιημένος τρόπος ελέγχου της εποχιακής συμπεριφοράς βασίζεται στον έλεγχο της αυτοσυσχέτισης [84]. Συγκεκριμένα, μια χρονοσειρά θεωρείται εποχιακή αν και μόνο αν ισχύει η σχέση:

$$|ACF_{pos}| > Limit \quad (5.4)$$

με

$$ACF_k = \frac{\sum_{i=1+k}^n [(Y_i - \bar{Y}) \cdot (Y_{i-k} - \bar{Y})]}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (5.5)$$

$$Limit = t_{critical} \sqrt{\frac{1 + 2 \cdot (ACF_1 + \sum_{i=2}^{pos-1} ACF_i^2)}{n}} \quad (5.6)$$

Όπου, pos ο αριθμός των περιόδων ενός κύκλου εποχιακότητας των δεδομένων

k η περίοδος καθυστέρησης της αυτοσυσχέτισης

Y τα προς μελέτη δεδομένα

\bar{Y} η μέση τιμή των δεδομένων

n ο αριθμός των δεδομένων

$t_{critical}$ συντελεστής ανάλογα με το επιθυμητό επίπεδο εμπιστοσύνης

Για τις χρονοσειρές που εξετάζουμε, ισχύει $pos = 52$ για τα εβδομαδιαία δεδομένα και $pos = 12$ για τα μηνιαία, ενώ το πλήθος n καθορίζεται από την εκάστοτε χρονοσειρά. Το επίπεδο εμπιστοσύνης που επιλέξαμε είναι ίσο με 80%, ήτοι συντελεστή ίσο με $t_{critical} = 1,28$ (από στατιστικούς πίνακες κατανομής t). Επιλέξαμε σχετικά χαμηλό επίπεδο εμπιστοσύνης (σε διαγωνισμούς προβλέψεων προτείνεται συνήθως επίπεδο εμπιστοσύνης 90%) καθώς οι εξεταζόμενες χρονοσειρές έχουν μεγάλη μεταβλητότητα και είναι πιο δύσκολη η εύρεση της εποχιακής συμπεριφοράς με αυτοματοποιημένο τρόπο.

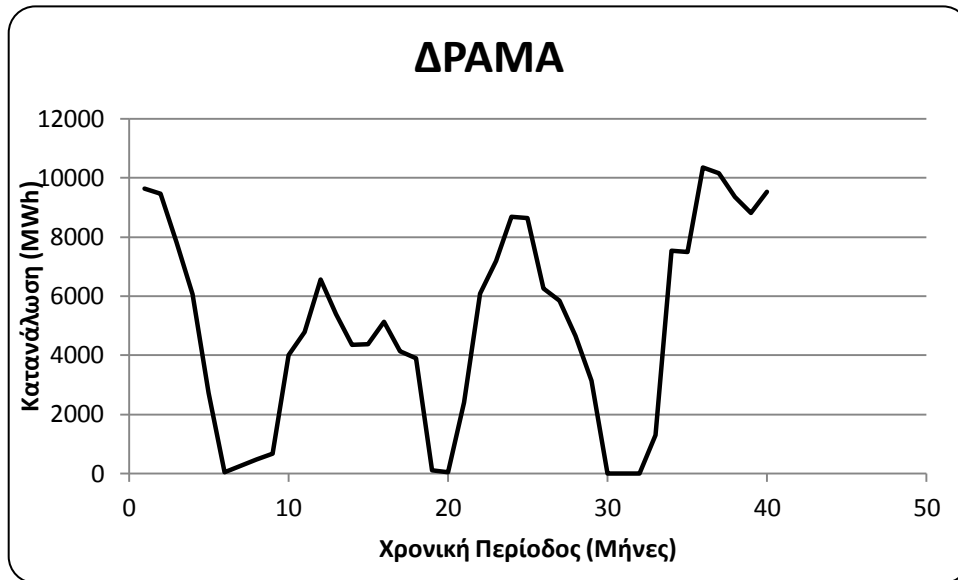
Μέσα από αυτήν την διαδικασία, έγινε σαφές ποιες χρονοσειρές έχουν σημαντική εποχιακή συμπεριφορά και τα αποτελέσματά της παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 5.6) για μηνιαία και εβδομαδιαία δεδομένα. Υπενθυμίζεται ότι και αυτή η διαδικασία αφορά τα γνωστά δεδομένα των χρονοσειρών (forecast model fitting data).

Όνομασία χρονοσειράς	Εποχιακή Συμπεριφορά	
	Εβδομαδιαία δεδομένα	Μηνιαία δεδομένα
Λοιποί Πελάτες(ΕΠΑ-Βιομηχανίες-Συμπαγωγή)	ΝΑΙ	ΝΑΙ
Θεσσαλία	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΑΘΗΝΑ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΒΙΠΕ ΛΑΡΙΣΑ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΒΟΛΟΣ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΔΡΑΜΑ	ΝΑΙ	-
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΘΡΙΑΣΙΟ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΚΑΡΔΙΤΣΑ	-	ΝΑΙ
ΚΙΛΚΙΣ	ΝΑΙ	-
ΚΟΚΚΙΝΑ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΚΟΜΟΤΗΝΗ	ΝΑΙ	-
ΛΑΜΙΑ	ΝΑΙ	-
ΛΑΡΙΣΑ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΣΠΑΤΑ	ΝΑΙ	-
ΟΙΝΟΦΥΤΑ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΠΛΑΤΥ	ΝΑΙ	ΝΑΙ
ΣΕΡΡΕΣ	ΝΑΙ	ΝΑΙ

Πίνακας 5.7- Αποτελέσματα Ελέγχου Αποεποχικοποίησης

Παρατηρούμε ότι υπάρχει ταύτιση της μεθόδου σε δώδεκα χρονοσειρές και σε έξι χρονοσειρές, όχι. Ελέγχοντας οπτικά τις χρονοσειρές στις οποίες δεν υπάρχει ταύτιση των μεθόδων διαπιστώθηκε πως η εποχιακή συμπεριφορά διατηρείται τόσο σε

επίπεδο μήνα όσο και σε επίπεδο εβδομάδας. Όπως όλες οι αυτοματοποιημένες μέθοδοι, υπάρχει περίπτωση να μη δοθεί απαραίτητη βαρύτητα στα χαρακτηριστικά κάθε χρονοσειράς. Από τη στιγμή που βγήκε θετικός ο έλεγχος σε τουλάχιστον μία εκ των δύο περιπτώσεων, το αποτέλεσμα μπορεί να διατηρηθεί και στο άλλο επίπεδο. Συνεπώς, ως εποχιακές θεωρούνται όλες οι χρονοσειρές του Πίνακα 5.6 και για τα δύο επίπεδα. Ενδεικτικά, παρουσιάζονται τρεις από αυτές τις χρονοσειρές:



Διάγραμμα 5.3α- Εποχιακή συμπεριφορά σε μηνιαία δεδομένα (ΔΡΑΜΑ)



Διάγραμμα 5.3β- Εποχιακή συμπεριφορά σε μηνιαία δεδομένα (ΣΠΑΤΑ)



Διάγραμμα 5.3γ- Εποχιακή συμπεριφορά σε εβδομαδιαία δεδομένα (ΚΑΡΔΙΤΣΑ)

5.4.5 Αποεποχικοποίηση

Τελευταίο βήμα πριν την παραγωγή προβλέψεων είναι η αφαίρεση της εποχιακής συμπεριφοράς των χρονοσειρών, όπου αυτή εμφανίζεται. Ήδη από την προηγούμενη παράγραφο εντοπίσαμε ποιες από τις χρονοσειρές εμφανίζουν εποχιακή συμπεριφορά. Αυτές, λοιπόν, πρόκειται να αποεποχικοποιηθούν μέσω της μεθόδου της κλασικής αποσύνθεσης [84]. Στην παρούσα παράγραφο, θα αναλυθεί η μεθοδολογία αυτή και πώς εφαρμόστηκε στα δεδομένα μας.

Αρχικά, να σημειωθεί πως σκοπός κάθε μεθόδου αποσύνθεσης είναι η απομόνωση των τεσσάρων βασικών συνιστωσών των χρονοσειρών, όπως έχουν περιγραφεί και στο Κεφάλαιο 4. Συγκεκριμένα, αυτές οι τέσσερις συνιστώσες είναι η τάση (T_t), ο κύκλος (C_t), η εποχιακότητα (S_t) και η τυχαιότητα (R_t). Οι πιο απλές μαθηματικές διατυπώσεις της αποσύνθεσης είναι η προσθετική και η πολλαπλασιαστική. Σε αυτές η παρατήρηση Y_t κατά τη χρονική περίοδο t δίνεται από τις σχέσεις:

$$Y_t = S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot R_t \quad \text{για το πολλαπλασιαστικό μοντέλο}$$

και

$$Y_t = S_t + T_t + C_t + R_t \quad \text{για το προσθετικό μοντέλο}$$

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, λαμβάνεται υπόψη το πολλαπλασιαστικό μοντέλο ενώ θα επιχειρήσουμε απομόνωση μόνο της εποχιακής συνιστώσας S_t . Με βάση τη χρονοσειρά που θα προκύψει θα γίνει και η εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης που αναφέρθηκαν στο Κεφάλαιο 4. Από αυτή, θα προκύψουν μη εποχιακές προβλέψεις, οι οποίες και θα εποχικοποιηθούν με βάση τα αποτελέσματα

της αποσύνθεσης, , οδηγώντας μας τελικά στις τελικές προβλέψεις. Συγκεκριμένα, ακολουθείται η εξής διαδικασία:

Βήμα 1^ο

Αρχικά υπολογίζεται ο κεντρικός κινητός μέσος όρος (ΚΚΜΟ) μήκους (k) ίσου με το μήκος εποχιακότητας της χρονοσειράς. Συγκεκριμένα, το μήκος εποχιακότητας για τα εβδομαδιαία δεδομένα είναι 52 (εβδομάδες) και για τα μηνιαία είναι 12 (μήνες). Οι παραγόμενοι κεντρικοί κινητοί μέσοι όροι διαθέτουν πολύ μικρή ή μηδενική τυχαιότητα και δεδομένου ότι κινούνται γύρω από τον μέσο όρο των παρατηρήσεων μπορεί να θεωρηθεί ότι δεν έχουν και εποχιακότητα. Συνεπώς, μπορεί να θεωρηθεί ότι ισχύει η σχέση:

$$KKMO(k)_t = T_t \cdot C_t \quad (5.7)$$

Η χρήση του κεντρικού κινητού μέσου όρου καθίσταται αναγκαία καθώς έχουμε άρτιο μήκος εποχιακότητας και στις δύο περιπτώσεις. Ο υπολογισμός του κεντρικού κινητού μέσου όρου γίνεται υπολογίζοντας τον μέσο όρο δύο απλών κινητών μέσων όρων ίδιου μήκους. Συγκεκριμένα, οι κεντρικοί κινητοί μέσοι όροι υπολογίζονται για δεδομένα στο χρονικό διάστημα από $t = \frac{k}{2} + 1$ έως $t = n - \frac{k}{2}$, όπου n το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων και k το μήκος της εποχιακότητας. Για κάθε μία από αυτές τις χρονικές περιόδους υπολογίζονται δύο απλοί κινητοί μέσοι όροι σύμφωνα με τις σχέσεις:

$$KMO(k)^{1t} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} Y_{t+\frac{k}{2}-i} \quad (5.8)$$

$$KMO(k)^{2t} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Y_{t+\frac{k}{2}-i} \quad (5.9)$$

Ο κεντρικός κινητός μέσος όρος για κάθε χρονική στιγμή t δίνεται από τη σχέση:

$$KKMO(k)_t = \frac{KMO(k)^{1t} + KMO(k)^{2t}}{2} \quad (5.10)$$

Βήμα 2^ο

Στη συνέχεια διαιρούνται τα πραγματικά δεδομένα Y με τους αντίστοιχους κεντρικούς κινητούς μέσους όρους που υπολογίστηκαν στο 1^ο βήμα, ώστε να προκύψει χρονοσειρά που περιέχει μόνο εποχιακότητα και τυχαιότητα. Σύμφωνα , δηλαδή με το πολλαπλασιαστικό μοντέλο ισχύει το εξής:

$$\frac{Y_t}{KKMO(k)_t} = \frac{S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot R_t}{T_t \cdot C_t} = S_t \cdot R_t \quad (5.11)$$

Βήμα 3^ο

Οι λόγοι που προέκυψαν από το προηγούμενο βήμα περιέχουν τυχαιότητα, η οποία πρέπει να εξαλειφθεί. Ως δείκτες , πλέον, εποχιακότητας λαμβάνουμε τους μέσους όρους των λόγων που αναφέρονται σε αντίστοιχες περιόδους. Αυτοί οι δείκτες ,

κανονικοποιούνται ώστε το άθροισμα τους να είναι ίσο με το μήκος της εποχιακότητας. Στα δεδομένα που μελετάμε οι χρονοσειρές έχουν μέγιστο μήκος τα τέσσερα έτη. Συνεπώς, δεν έχει νόημα η αφαίρεση της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής κατά τη διαδικασία υπολογισμού του μέσου όρου.

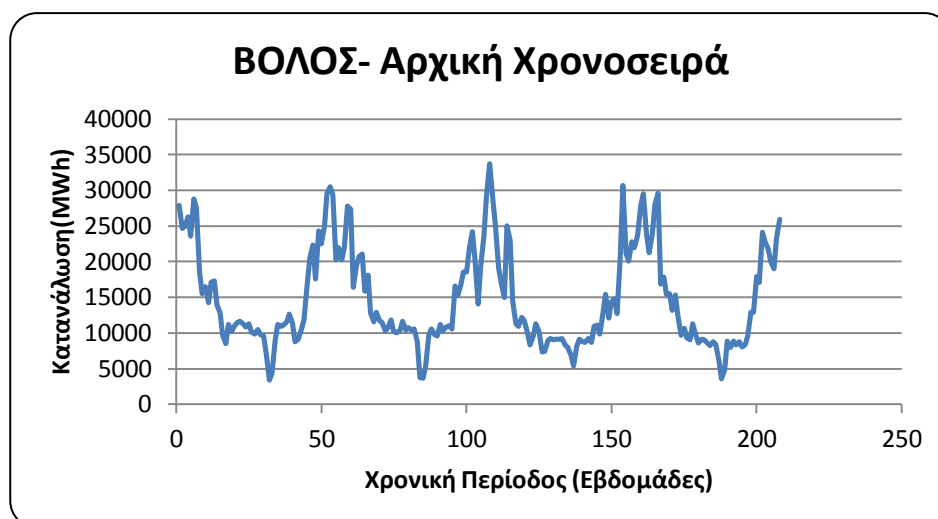
Βήμα 4^ο

Επόμενο βήμα είναι η διαίρεση των πραγματικών δεδομένων Y με τους δείκτες εποχιακότητας, ώστε να προκύψει τελικώς η αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά. Σχηματικά, προκύπτει η χρονοσειρά:

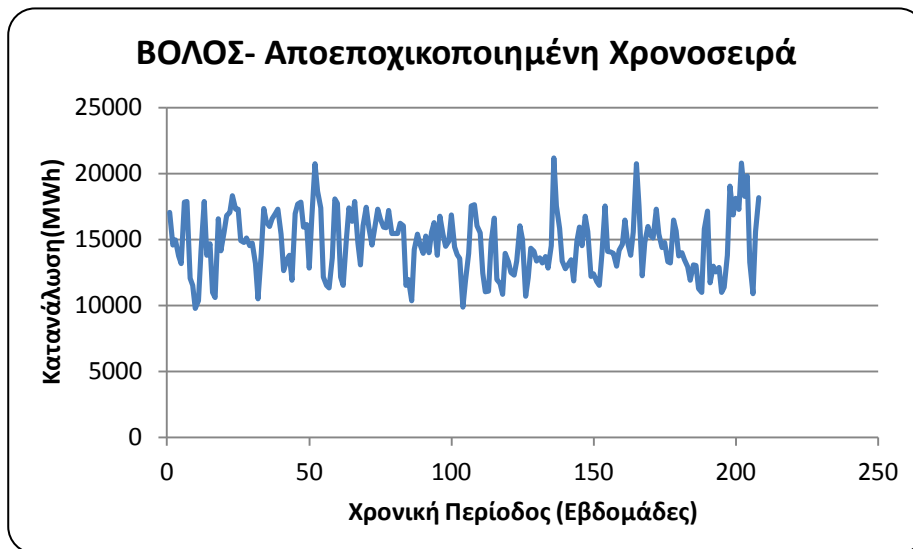
$$\frac{Y_t}{S_t} = \frac{S_t \cdot T_t \cdot C_t \cdot R_t}{S_t} = T_t \cdot C_t \cdot R_t \quad (5.12)$$

Πάνω σε αυτή τη χρονοσειρά θα επιχειρηθούν οι προβλέψεις στο επόμενο κεφάλαιο για τις χρονοσειρές του Πίνακα 5.7. Στις υπόλοιπες χρονοσειρές, οι προβλέψεις θα γίνουν με βάση τα αρχικά δεδομένα Y .

Παρακάτω δίνεται ένα παράδειγμα αποεποχικοποίησης για εβδομαδιαία δεδομένα:



Διάγραμμα 5.4 α- Παράδειγμα Αποεποχικοποίησης-Αρχική Χρονοσειρά



Διάγραμμα 5.4 β - Παράδειγμα Αποεποχικοποίησης- Αποεποχικοποιημένη Χρονοσειρά

Παρατήρηση

Να σημειωθεί ότι οι μέθοδοι των παραγράφων §5.4.1 έως §5.4.3 εφαρμόζονται στην χρονοσειρά πάνω στην οποία θα εφαρμοστούν τα μοντέλα. Αυτό σημαίνει πως όταν εντοπιστεί πως μία χρονοσειρά εμφανίζει εποχιακή συμπεριφορά, σύμφωνα με όσα περιγράφησαν στην §5.4.4, τότε εφαρμόζουμε τις παραπάνω μεθόδους στην αποεποχικοποιημένη μορφή αυτής. Μία τέτοια περίπτωση θα αναλυθεί και στην παράγραφο των παραδοχών (§5.5) για την περίπτωση του σημείου εξόδου «ΛΑΜΙΑ».

5.5 Bottom-up Προβλέψεις

Στη διπλωματική αυτή εργασία, πέρα από τη μελέτη των αποτελεσμάτων των προβλέψεων που βασίζονται σε μεμονωμένα μοντέλα ή συνδυασμούς αυτών, επιχειρείται και η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων μέσω της Bottom-Up διαδικασίας [84]. Η Bottom-Up πρόβλεψη βρίσκει εφαρμογή σε δεδομένα που έχουν σχέση μεταξύ τους και εμφανίζουν μια κάποια ιεραρχία. Συγκεκριμένα, υπάρχουν χρονοσειρές που είναι άθροισμα δύο ή περισσότερων χρονοσειρών. Τέτοια παραδείγματα αποτελούν οι χρονοσειρές που προέκυψαν από τις κατηγοριοποιήσεις που περιγράφηκαν στις παραγράφους 5.3.1 έως 5.3.4. Σε αυτές τις χρονοσειρές, προβλέψεις μπορούν να προκύψουν με απευθείας εφαρμογή των μοντέλων πρόβλεψης. Ωστόσο, κρίνεται σκόπιμο να εξεταστεί κατά πόσο το άθροισμα των προβλέψεων των επιμέρους χρονοσειρών μπορεί να οδηγήσει σε ασφαλείς και επιτυχείς προβλέψεις και σε ποιο βαθμό είναι ή όχι καλύτερες από την κλασσική διαδικασία προβλέψεων. Αυτή η διαδικασία, η παραγωγή, δηλαδή, προβλέψεων με βάση τα αποτελέσματα κατώτερων επιπέδων αποτελεί την Bottom-Up πρόβλεψη. Παρακάτω παρουσιάζονται οι περιπτώσεις Bottom-up προβλέψεων που θα επιχειρήσουμε:

Περίπτωση 1^η

Στην περίπτωση αυτή θα εξετάσουμε τις προβλέψεις που προκύπτουν από κάθε σημείο εισόδου/εξόδου ξεχωριστά και κατά πόσο αν συνδυαστούν μπορούν να δώσουν ακριβείς προβλέψεις για το σύνολο των σημείων.



Σχήμα 5.1α – Bottom Up

Περίπτωση 2^η

Εδώ αθροίζουμε τα αποτελέσματα των προβλέψεων των σημείων εξόδου και τα συγκρίνουμε με τα δεδομένα που αφορούν τις κατηγοριοποιήσεις ανά καταναλωτή και ανά γεωγραφική περιοχή. Σχηματικά δίνεται παρακάτω:



Σχήμα 5.1β – Bottom Up



Σχήμα 5.1γ – Bottom Up

Περίπτωση 3^η

Σε αυτήν την περίπτωση συνδυάζουμε τα αποτελέσματα που δίνουν οι κατηγορίες των καταναλωτών και των γεωγραφικών διαμερισμάτων ώστε να λάβουμε συνολικές προβλέψεις. Σχηματικά δίνεται παρακάτω:



Σχήμα 5.1δ – Bottom Up

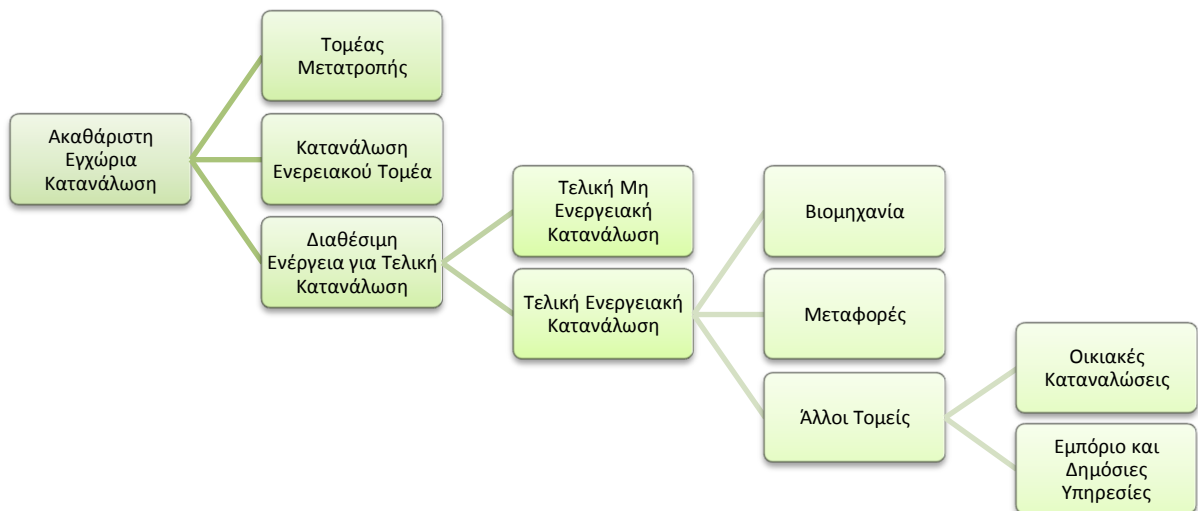


Σχήμα 5.1ε – Bottom Up

Οι παραπάνω τρεις περιπτώσεις θα εφαρμοστούν τόσο σε εβδομαδιαίο όσο και σε μηνιαίο επίπεδο.

Περίπτωση 4^η

Σε αυτήν την περίπτωση συνδυάζουμε τα αποτελέσματα των κατηγοριών του ενεργειακού ισοζυγίου, των δεδομένων δηλαδή των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Από την περιγραφή και μόνο των δεδομένων, είναι εμφανείς οι μεταξύ τους συσχετίσεις και περιγράφονται σχηματικά στο παρακάτω διάγραμμα:



Σχήμα 5.2- Συσχετίσεις 1^{ης} ομάδας δεδομένων

Συνεπώς, για την κατηγορία «Άλλοι Τομείς» θα παραχθούν προβλέψεις με βάση τις δύο υποκατηγορίες της, για την «Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση» από τις τρεις δικές της υποκατηγορίες κ.ο.κ. ενώ θα επιχειρηθεί και πρόβλεψη της κατηγορίας «Ακαθάριστη Εγχώρια Κατανάλωση» από τις κατηγορίες όλων των κατώτερων επιπέδων της (έως το τελευταίο κόμβο κάθε μέρους).

5.6 Βασικές Παραδοχές

Πριν προχωρήσουμε στο Κεφάλαιο 6 και την παρουσίαση των αποτελεσμάτων των προβλέψεων θα πρέπει να αναφέρουμε ορισμένες παραδοχές που έγιναν κατά τη διάρκεια παραγωγής των αποτελεσμάτων. Αυτές αφορούν την διαδικασία των προβλέψεων, την εξαίρεση ορισμένων χρονοσειρών με ιδιαίτερα χαρακτηριστικά και τις αποφάσεις μας σχετικά με τις ανεξάρτητες μεταβλητές των μοντέλων γραμμικής παλινδρόμησης. Στο τέλος αυτής της παραγράφου θα έχουν δοθεί και ερμηνευθεί αναλυτικά όλες οι παραδοχές και απλοποιήσεις που προηγήθηκαν των προβλέψεων του 5^{ου} κεφαλαίου.

Out-of-sample Δεδομένα

Όπως έχει εξηγηθεί και σε προηγούμενη παράγραφο, για τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας κάθε μοντέλου πρόβλεψης πρέπει να γίνει επαλήθευση των αποτελεσμάτων του. Επειδή κάτι τέτοιο καθίσταται δυνατό μόνο μετά το πέρας των περιόδων του επιλεγμένου χρονικού ορίζοντα, ελέγχουμε το μοντέλο πρόβλεψης με τα ήδη υπάρχοντα δεδομένα. Θεωρούμε άγνωστα τα τελευταία k δεδομένα των χρονοσειρών μας, όπου k ο ορίζοντας πρόβλεψης, και με βάση τα αποτελέσματα των προβλέψεων για αυτές τις περιόδους λαμβάνουμε τους δείκτες αξιολόγησης κάθε μοντέλου. Με αυτό τον τρόπο, εξετάζουμε κάθε μοντέλο σε κανονικές συνθήκες πρόβλεψης. Συνεπώς, για τις περιπτώσεις που θα εξετάσουμε θα «κρύψουμε» τα τελευταία τέσσερα (4) χρόνια για τις μακροπρόθεσμες προβλέψεις, τους τελευταίους δώδεκα μήνες (12) για τις μεσοπρόθεσμες και τις τελευταίες δεκατρείς (13) εβδομάδες για τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις.

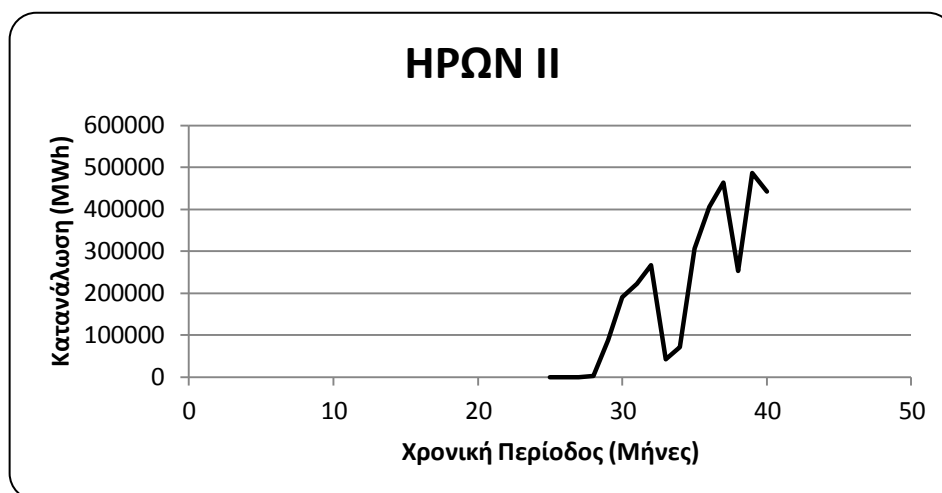
Ανεξάρτητες μεταβλητές μοντέλων γραμμικών παλινδρομήσεων

Στην παράγραφο 5.2.2 αναφέρουμε τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στα μοντέλα γραμμικών παλινδρομήσεων. Στην διπλωματική αυτή εργασία τα δεδομένα αυτά αποτελούνται μόνο από ετήσια ποσοστά μεταβολής του Ακαθάριστου Εγχώριου Προϊόντος (ΑΕΠ) αν και στη βιβλιογραφία λαμβάνονται και άλλες παράμετροι, όπως οι τιμές του φυσικού αερίου. Η εύρεση δεδομένων που να αφορούν τις τιμές με τις οποίες διατίθεται το φυσικό αέριο στην Ελλάδα δεν κατέστη δυνατή καθώς ούτε ο διαδικτυακός τόπος του Διαχειριστή του Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου (ΔΕΣΦΑ) διέθετε τέτοια δεδομένα (πηγή άντλησης 2^{ης} ομάδας δεδομένων μας), ούτε της Eurostat (πηγή άντλησης δευτερευόντων και 1^{ης} ομάδας δεδομένων). Κι αν στο διαδικτυακό τόπο της Eurostat υπήρχε αντίστοιχη επιλογή, δεν έδινε κανένα αποτέλεσμα για την περίπτωση της Ελλάδας, λόγω της τιμολογιακής πολιτικής που ακολουθεί.

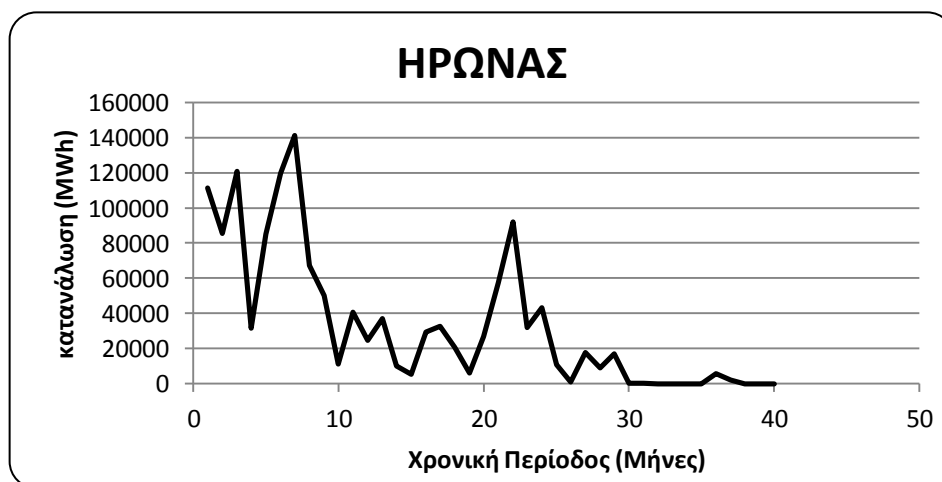
Αξίζει να σημειώσουμε πως θα εξετάσουμε τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητες μεταβλητές τα δευτερεύοντα δεδομένα μόνο στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Ο λόγος είναι ότι τα δεδομένα αυτά είναι ετήσια και δεν έχει νόημα η μελέτη της εξάρτησης των μηνιαίων και εβδομαδιαίων δεδομένων από αυτά.

Συμψηφισμός δεδομένων των σημείων «ΗΡΩΝΑΣ» και «ΗΡΩΝ ΙΙ»

Η περίπτωση των σημείων «ΗΡΩΝΑΣ» και «ΗΡΩΝ ΙΙ» παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Καταρχάς, αυτά τα δύο σημεία εξόδου, όπως γίνεται εύκολα κατανοητό από την ονομασία τους, ανήκουν στην ίδια εταιρεία. Παρατηρείται λοιπόν το γεγονός πως από την αρχή λειτουργίας του δεύτερου σημείου, η κατανάλωση εκ μέρους του πρώτου άρχισε να μειώνεται αισθητά. Τα παρακάτω διαγράμματα μηνιαίων δεδομένων επαληθεύουν ακριβώς αυτό το γεγονός (αφορούν μόνο τα «γνωστά» δεδομένα).

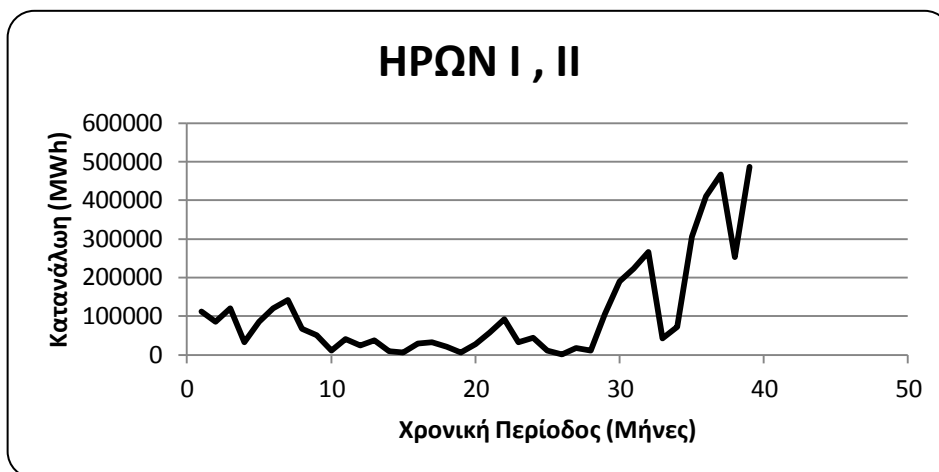


Διάγραμμα 5.5α- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝ ΙΙ» (μηνιαία δεδομένα)



Διάγραμμα 5.5β- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝΑΣ» (μηνιαία δεδομένα)

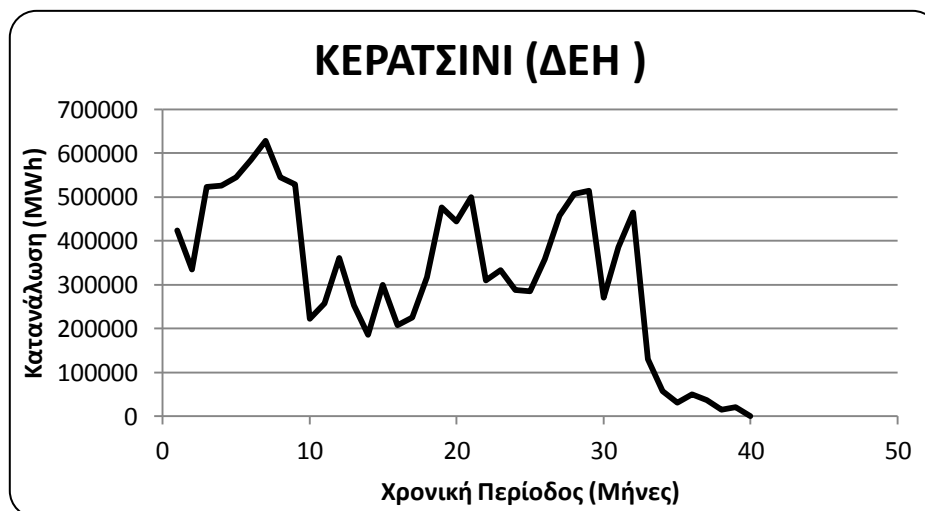
Παρατηρούμε λοιπόν πως από τον Ιούνιο του 2010 (μήνας 30) η κατανάλωση του σημείου «ΗΡΩΝΑΣ» μειώνεται αισθητά, ενώ την ίδια περίπου χρονική περίοδο (Απρίλιος 2010) αρχίζει να αυξάνεται αυτή του «ΗΡΩΝ ΙΙ» που μόλις είχε αρχίσει τη λειτουργία του. Από τη στιγμή λοιπόν που τα δύο αυτά σημεία εξόδου ανήκουν στην ίδια εταιρεία και παρουσιάζουν τέτοια συσχέτιση μεταξύ τους, μπορούμε χωρίς μεγάλο περιθώριο λάθους να συμψηφίσουμε τις δύο αυτές χρονοσειρές και πάνω σε αυτή τη νέα χρονοσειρά να επιχειρήσουμε προβλέψεις. Ισχύει τόσο για τα εβδομαδιαία όσο και για τα μηνιαία δεδομένα. Προκύπτει, λοιπόν η εξής χρονοσειρά:



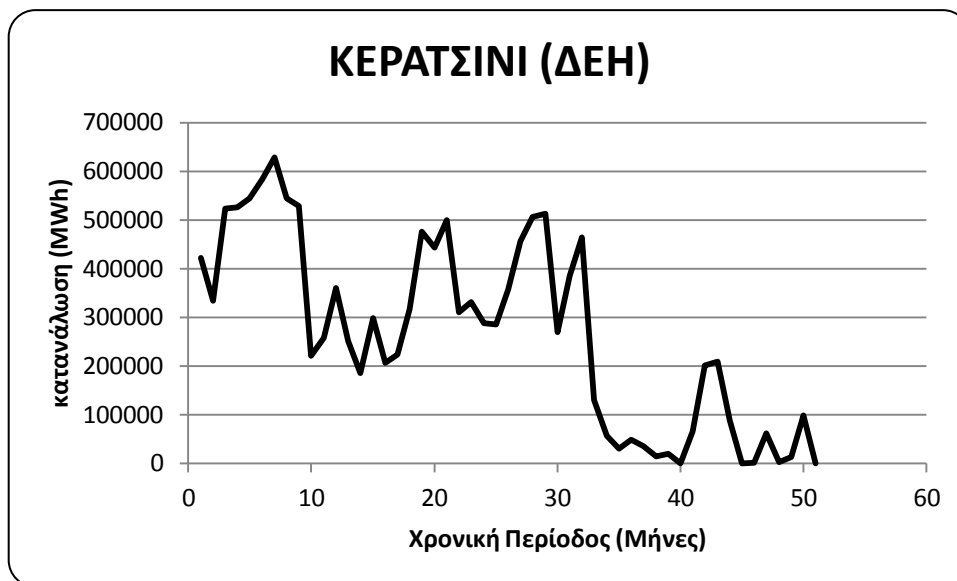
Διάγραμμα 5.5γ- Η περίπτωση του «ΗΡΩΝ Ι και ΙΙ» (μηνιαία δεδομένα)

Εξαίρεση του σημείου «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ)» από τα μηνιαία δεδομένα

Υπάρχουν περιπτώσεις αγωγών των οποίων η πρόβλεψη παρουσιάζει αρκετές δυσκολίες και τα μοντέλα που έχουμε αναλύσει δεν μπορούν να κάνουν ακριβείς προβλέψεις ή να κάνουν αρκετά λανθασμένες προβλέψεις. Αυτό παρατηρείται λόγω της ύπαρξης μηδενικών τιμών ή αλλαγές επιπέδου στα out-of-sample δεδομένα. Η δεύτερη περίπτωση παρατηρείται στην χρονοσειρά «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)». Παρακάτω, δίνεται η χρονοσειρά αυτή σε δύο διαγράμματα: στο ένα απεικονίζονται μόνο τα «γνωστά» δεδομένα και στο άλλο όλο το πλήθος των δεδομένων.



Διάγραμμα 5.6α- Μηνιαία «γνωστά» δεδομένα -ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ)

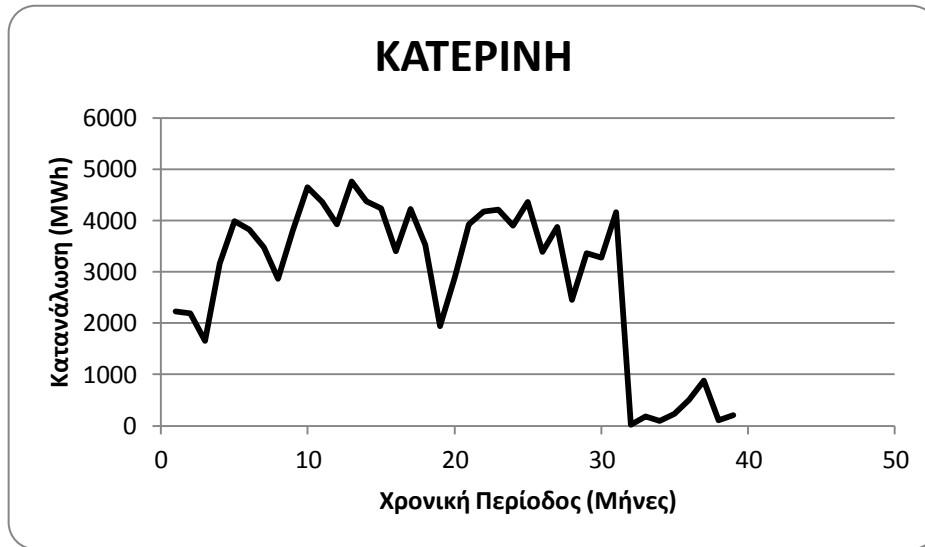


Διάγραμμα 5.6β- Μηνιαία συνολικά δεδομένα -ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ)

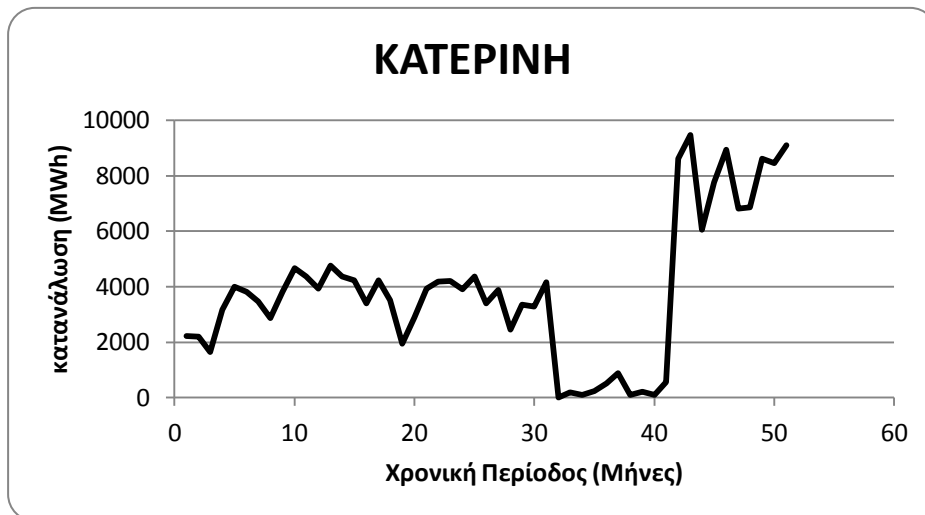
Η προς πρόβλεψη χρονοσειρά απεικονίζεται στο διάγραμμα 5.5.α. Είναι κατανοητό ότι έχει συμβεί κάποιο γεγονός που έχει συντελέσει σε αυτήν την απότομη μείωση της ζήτησης. Στο διάγραμμα 5.5.β. παρατηρούμε πως αυτή η μεταβολή είναι μόνιμη καθώς καμία από τις επόμενες τιμές δεν έχει φτάσει στα αρχικά επίπεδα. Πρόκειται, λοιπόν, για αλλαγή επιπέδου (level-shift), όπως έχει αναφερθεί και στην παράγραφο 5.4.3. Στον Πίνακα 5.5 μάλιστα, έχει σημειωθεί αυτή η αλλαγή επιπέδου στα εβδομαδιαία δεδομένα, ενώ δεν έχει σημειωθεί τίποτα στα μηνιαία. Αυτό συνέβη, καθώς το μήκος των κρυμμένων περιόδων σε επίπεδο μήνα (12 μήνες) είναι αρκετά μεγαλύτερο από το αντίστοιχο σε επίπεδο μήνα (13 εβδομάδες) καθιστώντας δύσκολη την αναγνώριση αλλαγής επιπέδου. Λόγω αυτού, η χρονοσειρά «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)» θα εξαιρεθεί της διαδικασίας της πρόβλεψης καθώς τα εναπομείναντα δεδομένα έπειτα από την αφαίρεση των αρχικών, δεν είναι ικανοποιητικά.

Εξαιρέση του αγωγού «ΚΑΤΕΡΙΝΗ» από τα μηνιαία δεδομένα

Παρόμοια με την προηγούμενη χρονοσειρά είναι και η περίπτωση του αγωγού «ΚΑΤΕΡΙΝΗ». Μάλιστα, σε αυτήν την περίπτωση έχουμε δύο αλλαγές επιπέδου: στην πρώτη μειώνεται αισθητά και στη δεύτερη αυξάνεται απότομα. Όπως είναι φυσικό, τα μοντέλα προβλέψεων που έχουμε περιγράψει δεν δίνουν καθόλου ακριβή αποτελέσματα. Για τους ίδιους λόγους με τον προηγούμενο αγωγό, η εξαιρέση του αγωγού θα γίνει μόνο στα μηνιαία δεδομένα (βλ. Πίνακας 5.5). Δίνονται τα διαγράμματα που επαληθεύουν τα παραπάνω:



Διάγραμμα 5.7α- Μηνιαία «γνωστά» δεδομένα -ΚΑΤΕΡΙΝΗ



Διάγραμμα 5.7β- Μηνιαία συνολικά δεδομένα -ΚΑΤΕΡΙΝΗ

Εξαίρεση των αγωγών «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ» και «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ» από τα μηνιαία δεδομένα

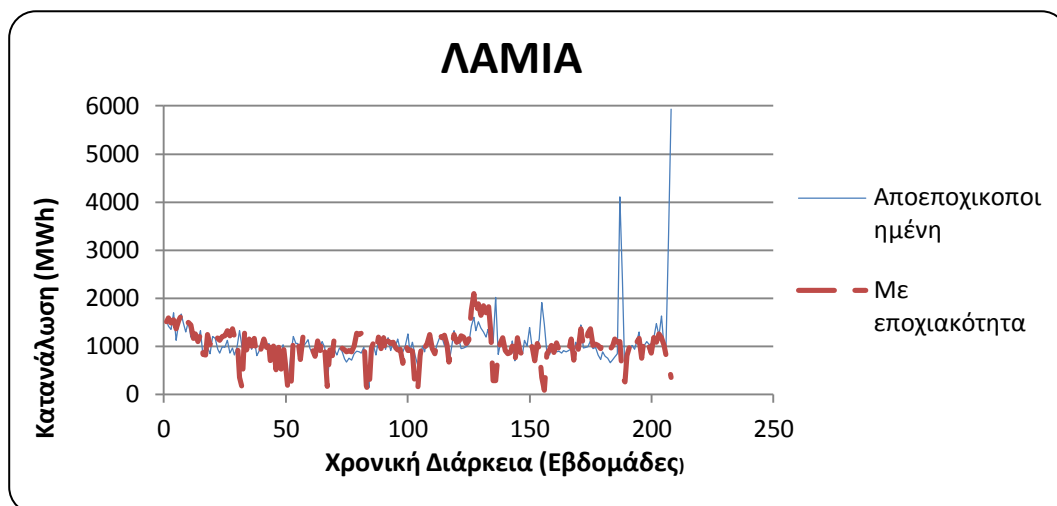
Για να μπορέσουμε να προχωρήσουμε στην διαδικασία των προβλέψεων πρέπει να υπάρχει, όπως έχουμε αναφέρει στην παράγραφο 5.2.1, το κατάλληλο εύρος δεδομένων και τουλάχιστον ίσο με το διπλάσιο του ορίζοντα πρόβλεψης (k). Αυτό συμβαίνει καθώς τα k τελευταία στοιχεία αποτελούν τα out-of-sample δεδομένα. Συνεπώς, για χρονικό ορίζοντα δώδεκα μηνών στις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις το πλήθος δεδομένων των δεκαεφτά (17) μηνών του αγωγού «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ» και των επτά (7) μηνών του αγωγού «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ» δεν επαρκούν. Οι χρονοσειρές αυτές λοιπόν, εξαιρούνται από τη διαδικασία των προβλέψεων.

Εξαιρέση του αγωγού «ΚΑΒΑΛΑ» από τα εβδομαδιαία δεδομένα

Ο λόγος εξαιρέσεως του αγωγού «ΚΑΒΑΛΑ» από τις προς βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη χρονοσειρές είναι ότι οι τελευταίες δεκατρείς εβδομάδες, τις οποίες και θα προβλέπαμε, αποτελούνται αποκλειστικά από μηδενικές τιμές. Συνεπώς, όποια πρόβλεψη κι αν προκύψει θα δώσει αρκετά μεγάλο σφάλμα. Αντίθετα, μηδενικές τιμές στα μηνιαία δεδομένα έχουμε μόνο τους τρεις τελευταίους μήνες και δεν μας επηρεάζει πολύ.

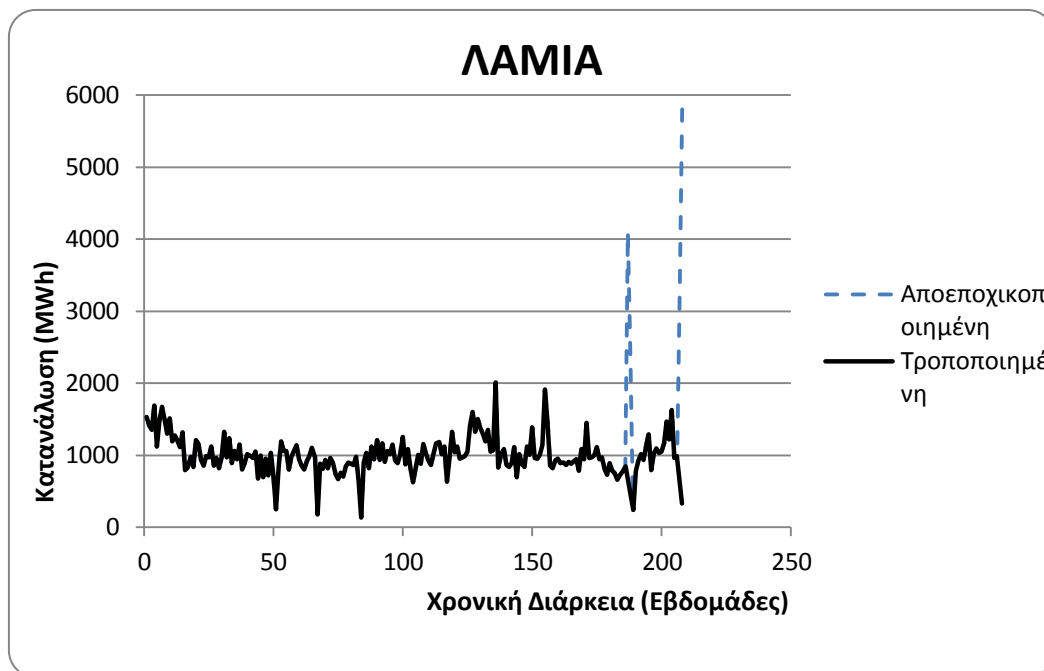
Επεξεργασία αποεποχικοποιημένης χρονοσειράς «ΛΑΜΙΑ» σε εβδομαδιαία δεδομένα

Όπως έχει αναφερθεί η περίπτωση τους αγωγού «ΛΑΜΙΑ» εμφανίζει σημεία με ασυνήθιστες τιμές τα οποία χρίζουν αντιμετώπισης. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η χρονοσειρά του αγωγού αυτού πριν και μετά την αποεποχικοποίηση (για τα γνωστά δεδομένα):



Διάγραμμα 5.8α- Αποεποχικοποιημένη χρονοσειρά «ΛΑΜΙΑ»- Εβδομαδιαία δεδομένα

Οι ασυνήθιστες τιμές είναι εμφανείς. Για αυτές λοιπόν τις τιμές θα εφαρμόσουμε τη σχέση (5.1). Παρακάτω παρουσιάζουμε την τροποποιημένη χρονοσειρά, βάση της οποίας θα γίνουν οι προβλέψεις:



Διάγραμμα 5.8β- Αποεποχικοποιημένη τροποποιημένη χρονοσειρά «ΛΑΜΙΑ»- Εβδομαδιαία δεδομένα

Κατηγοριοποιήσεις

Σε αυτό το σημείο αξίζει να σημειωθεί ότι η διαδικασία επεξεργασίας των δεδομένων έγινε με τη σειρά που περιγράφηκε στο Κεφάλαιο αυτό. Συνεπώς, στις κατηγοριοποιήσεις των παραγράφων §5.3.2 – 5.3.4 τα αθροιζόμενα δεδομένα ήταν τα αρχικά, χωρίς να έχουν, δηλαδή, υποστεί επεξεργασίες που περιγράφονται στην Παράγραφο §5.4. Οι κατηγοριοποιήσεις αυτές οδήγησαν σε νέες χρονοσειρές που με τη σειρά τους προετοιμάστηκαν κατάλληλα για πρόβλεψη.

Συνοψίζοντας, έπειτα και από την παραπάνω επεξεργασία έχουν προκύψει οι εξής προς μελέτη χρονοσειρές:

Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις (εβδομαδιαία δεδομένα)

- 37 χρονοσειρές σημείων εισόδου/εξόδου
- 5 χρονοσειρές γεωγραφικών διαμερισμάτων
- 3 χρονοσειρές κατηγορίας καταναλωτών
- 2 χρονοσειρές συνολικών δεδομένων

Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις (μηνιαία δεδομένα)

- 34 χρονοσειρές σημείων εισόδου/εξόδου
- 5 χρονοσειρές γεωγραφικών διαμερισμάτων
- 3 χρονοσειρές κατηγορίας καταναλωτών
- 2 χρονοσειρές συνολικών δεδομένων

Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις (μηνιαία δεδομένα)

- 12 χρονοσειρές κατηγοριών ενεργειακού ισοζυγίου

Κεφάλαιο 6^ο : Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

6.1 Εισαγωγή

Έπειτα από τη συλλογή και την επεξεργασία των δεδομένων ακολουθεί η διαδικασία των προβλέψεων με τα μοντέλα που εξετάστηκαν στο Κεφάλαιο 4. Στο κεφάλαιο αυτό, θα παρουσιαστούν αναλυτικά όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν από αυτή τη μελέτη. Αρχικά, θα αναφερθούμε στον βασικό τρόπο παρουσίασης των αποτελεσμάτων και αξιολόγησης των μεθόδων. Θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα σε τρεις μεγάλες ενότητες όσες και οι ορίζοντες πρόβλεψης που έχουμε επιλέξει (βραχυ-, μέσο- και μακρο-πρόθεσμο). Στη συνέχεια, και για κάθε ορίζοντα πρόβλεψης θα αναλύονται ορισμένες παραδοχές που ακολουθήσαμε κατά την εξαγωγή των συνολικών αποτελεσμάτων. Σε κάθε ενότητα, τα αποτελέσματα θα παρουσιάζονται στο σύνολό τους ενώ θα παρατίθενται και αυτά των Bottom-Up προβλέψεων. Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μόνο παρουσίαση των αποτελεσμάτων και όχι σχολιασμός αυτών, πέρα μόνο από τις παραδοχές που αναφέραμε. Περαιτέρω σχολιασμός και συζήτηση περί των αποτελεσμάτων θα πραγματοποιηθεί στο Κεφάλαιο 7 που ακολουθεί.

6.2 Τρόπος παρουσίασης των αποτελεσμάτων

Στην παρούσα παράγραφο αναφέρουμε την δομή που ακολουθήσαμε για την παρουσίαση των αποτελεσμάτων, ώστε να είναι εύκολη η παρακολούθησή τους. Η δομή αυτή είναι παρόμοια με αυτή που ακολουθήσαμε κατά την εξαγωγή αυτών. Καταρχάς, θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα χωρισμένα σε τρεις μεγάλες παραγράφους σύμφωνα με τον ορίζοντα πρόβλεψης, ξεκινώντας από τον βραχυπρόθεσμο και καταλήγοντας στον μακροπρόθεσμο. Στην αρχή κάθε παραγράφου θα προηγείται μία ενότητα με τις βασικές παραδοχές που ακολουθήσαμε. Αυτές οι παραδοχές αφορούν χρονοσειρές με ιδιαιτερότητες εξαιτίας των οποίων τα αποτελέσματά τους χρίζουν ιδιαίτερης επεξεργασίας. Στη συνέχεια παραθέτονται Πίνακες με τα αποτελέσματα των δεικτών MAPE και sMAPE στο σύνολο τους. Αυτά είναι χωρισμένα ανά μέθοδο πρόβλεψης ώστε να υπάρχει μία πρώτη ιδέα σχετικά με την αποτελεσματικότητα κάθε μίας και ανά ορίζοντα πρόβλεψης. Η δεύτερη κατηγοριοποίηση βοηθά στην καλύτερη κατανόηση της πορείας των σφαλμάτων ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα. Ένας άλλος τρόπος αξιολόγησης των μεθόδων γίνεται με βάση την κατάταξή τους στα αποτελέσματα που

δίνει για κάθε χρονοσειρά. Συγκεκριμένα, παραθέτουμε πίνακα με τις θέσεις που έχει καταλάβει κάθε μοντέλο στο σύνολο των χρονοσειρών. Με βάση αυτόν τον πίνακα, προκύπτει και το επόμενο είδος πίνακα που θα παρουσιάσουμε στο κεφάλαιο αυτό και δίνει ακόμα καλύτερη εικόνα της αποτελεσματικότητας κάθε χρονοσειράς. Συγκεκριμένα, για τις θέσεις από 1 έως 9 (κατάταξη των εννέα² μεθόδων) υπάρχει ο αντίστοιχος παράγοντας κόστους, που είναι η ίδια η θέση. Για μία χρονοσειρά δηλαδή που έχει καταλάβει δεκατρείς φορές την 2^η θέση το αποτέλεσμα είναι 26 (=13x2) μονάδες κόστους. Με βάση αυτή τη διαδικασία και διαιρώντας με τον αριθμό των συνολικών χρονοσειρών προκύπτει και η κατάταξη αποτελεσματικότητας κάθε μεθόδου. Με παρόμοιο τρόπο θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα και ανά είδος χρονοσειράς, σύμφωνα με την εκάστοτε κατηγοριοποίηση. Δηλαδή, θα παρουσιαστούν αποτελέσματα για τις χρονοσειρές που αφορούν κατηγορίες καταναλωτών, γεωγραφικά διαμερίσματα, σύνολο σημείων εισόδου/εξόδου, σημεία εισόδου, σημεία εξόδου και σημεία εισόδου/εξόδου. Για τις παραπάνω κατηγορίες θα δίνονται μόνο τα αποτελέσματα του μέσου όρου του δείκτη MAPE. Ακόμα, θα δίνεται ένας πίνακας που περιλαμβάνει τις θέσεις που έχει καταλάβει κάθε μέθοδος και στην τελευταία του γραμμή περιλαμβάνει τα αποτελέσματα της παραμετρικής κατάταξης. Στο τέλος κάθε ενότητας, θα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των Bottom-Up προβλέψεων σε άμεση σύγκριση με αυτά των προβλέψεων με τη κλασική διαδικασία. Επίσης, στην ενότητα των μακροπρόθεσμων προβλέψεων θα υπάρχει μία παράγραφος σχετικά με την αποτελεσματικότητα του μοντέλου της γραμμικής παλινδρόμησης.

6.3 Αποτελέσματα για Βραχυπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης

Στην παρούσα παράγραφο θα παρουσιαστούν αναλυτικά όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν κατά την παραγωγή των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων καθώς και οι παραδοχές που ακολουθήσαμε. Αναλυτική συζήτηση περί των αποτελεσμάτων θα πραγματοποιηθεί στην αντίστοιχη ενότητα του Κεφαλαίου 7.

6.3.1 Παραδοχές

Στην παρούσα παράγραφο θα αναλυθούν όλες οι παραδοχές που ακολουθήθηκαν κατά την παρουσίαση των αποτελεσμάτων. Αυτές αφορούν χρονοσειρές των οποίων τα «out-of-sample» δεδομένα παρουσίαζαν ιδιαιτερότητες που είχαν αντίκτυπο στα αποτελέσματα τους. Παρακάτω δίνονται συγκεντρωτικοί πίνακες των αποτελεσμάτων των χρονοσειρών αυτών.

Κοιτώντας τα σφάλματα αυτά, φαίνεται ότι η διαδικασία των προβλέψεων δεν ήταν ιδιαίτερα πετυχημένη καθώς κάθε άλλο παρά ακριβείς είναι οι προβλέψεις αυτές. Ωστόσο, κάθε χρονοσειρά, έχει τα δικά της ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τα οποία χρίζουν πιο προσεκτικής μελέτης. Παρακάτω, θα αναλυθούν λεπτομερώς τα αποτελέσματα των παραπάνω χρονοσειρών μία προς μία.

² Στους Πίνακες που αφορούν το σύνολο των αποτελεσμάτων τα αποτελέσματα των μεθόδων «Naive» και «Naive 2» συμπύσσονται και αποτελούν την «Naive 1+2».

Methods	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE
	ΚΗΠΟΙ			ΒΦΛ			ΗΡΩΝ I+II			ΤΡΙΚΑΛΑ		
Naïve	224,79%	72,91%	1,95	164,84%	164,84%	164,84%	51816,82%	23,90%	1,00	164,84%	43,79%	1,76
Naïve 2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
SES	226,45%	73,10%	1,96	164,84%	164,84%	164,84%	52111,80%	23,81%	1,00	164,84%	43,79%	1,76
Holt	229,40%	73,40%	1,98	321,52%	321,52%	321,52%	55648,88%	24,42%	1,07	321,52%	62,64%	3,78
Damped	229,65%	73,43%	1,99	311,84%	311,84%	311,84%	55648,88%	24,42%	1,07	311,84%	61,37%	3,63
Theta	227,93%	73,25%	1,97	167,58%	167,58%	167,58%	53888,88%	23,93%	1,02	167,58%	44,07%	1,79
LRL	226,92%	73,12%	1,96	86,45%	86,45%	86,45%	50698,74%	26,56%	1,15	86,45%	105,06%	3,27
Damped-SES	228,05%	73,26%	1,97	235,78%	235,78%	235,78%	53880,15%	23,93%	1,02	235,78%	51,28%	2,53
Damped-Theta	228,79%	73,34%	1,98	237,21%	237,21%	237,21%	54768,82%	24,12%	1,04	237,21%	51,42%	2,54
Naïve-Theta	226,36%	73,08%	1,96	166,21%	166,21%	166,21%	52852,65%	23,72%	1,00	166,21%	43,93%	1,77
	ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ			ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ			ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)			ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ(ΕΛΠΕ)		
Naïve	91,11%	167,40%	9,23	81,91%	154,25%	1,54	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE
Naïve 2	-	-	-				-	181,61%	0,81	-	74,55%	1,99
SES	86,73%	153,25%	8,80	21843%	131,02%	1,53	-	-	-	-	-	-
Holt	78,14%	128,73%	7,92	55263%	121,90%	2,09	-	181,61%	0,81	-	70,37%	1,92
Damped	85,88%	150,61%	8,71	55263%	121,90%	2,09	-	183,66%	0,82	-	69,12%	1,89
Theta	82,22%	139,80%	8,34	39262%	123,77%	1,76	-	183,58%	0,81	-	70,35%	1,92
LRL	12,03%	12,09%	1,16	55263%	121,90%	2,09	-	181,62%	0,81	-	69,74%	1,91
Damped-SES	86,30%	151,92%	8,75	38550%	124,23%	1,75	-	154,37%	1,51	-	71,34%	2,19
Damped-Theta	84,05%	145,10%	8,52	47260%	122,43%	1,91	-	182,57%	0,81	-	70,36%	1,92
Naïve-Theta	86,66%	153,03%	8,78	19630%	137,01%	1,53	-	183,27%	0,81	-	70,04%	1,91

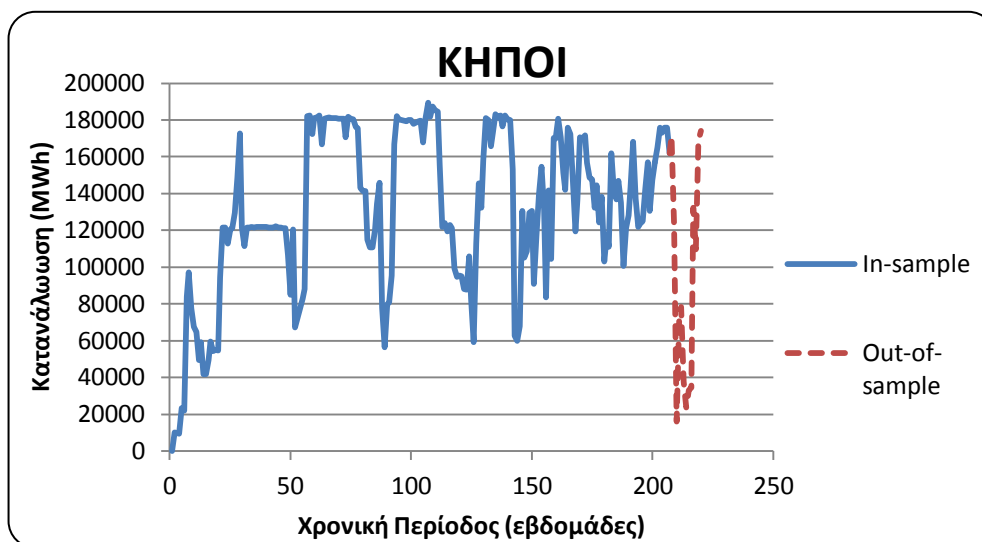
Πίνακας 6.1α – Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών Σύνολο

Δείκτες	Χρονοσειρά	Μέθοδος	Σφάλματα ανά χρονική περίοδο													Μ.Ο
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
ΜΑΡΕ (%)	ΚΗΠΟΙ	Naïve	5,4	31,7	907,8	125,1	106,4	328,8	578,0	390,5	367,6	22,2	47,6	4,2	6,9	224,8
	ΒΦΛ	LRL	5,3	9,4	2,6	5,4	2,9	5,6	1,9	0,0	73,8	821,5	1082,7	1174,1	776,1	304,7
	ΗΡΩΝ Ι+ΙΙ	LRL	3,9	4,1	14,6	14,2	13,0	14,6	24,0	6,2	4,2	5,0	8,3	36,2	658935,4	50698,7
	ΤΡΙΚΑΛΑ	Naïve	7,9	3,6	8,6	24,5	14,1	15,7	4,8	55,9	42,5	55,2	54,7	678,8	1176,8	164,8
	ΑΛΟΥΜ.ΙΙ	Holt	78,73	84,57	84,08	83,39	82,51	81,57	73,37	78,11	76,79	76,04	75,29	70,53	70,88	78,14
Smape (%)	Μ.ΟΙΛ ΙΙ	Naïve	42,4	96,7	88,1	99,9	99,9	100,0	100,0	100,0	99,9	99,8	30,2	20,9	87,0	81,9
	ΚΕΡ.(ΔΕΗ)	LRL	200,0	200,0	46,7	200,0	11,9	103,8	51,4	194,0	200,0	200,0	200,0	200,0	198,9	154,4
	ΕΝΕΡ.ΘΕΣ.	Holt	0,5	10,4	3,8	200,0	200,0	200,0	200,0	62,3	5,5	4,6	7,6	2,3	1,6	69,1

Πίνακας 6.1β – Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών ανά ορίζοντα Πρόβλεψης

Η περίπτωση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»

Μέσω του Πίνακα 6.1β παρατηρούμε ότι σε επτά από τα δεκατρία σημεία οι προβλέψεις εμφανίζουν τεράστιο σφάλμα. Αυτό δείχνει ότι υπήρξε κάποια σημαντική μεταβολή σε εκείνη τη χρονική περίοδο που τα μοντέλα δε μπόρεσαν να προβλέψουν. Κάτι τέτοιο επιβεβαιώνεται και από το παρακάτω διάγραμμα, όπου η εστιγμένη γραμμή απεικονίζει τα «άγνωστα» δεδομένα.

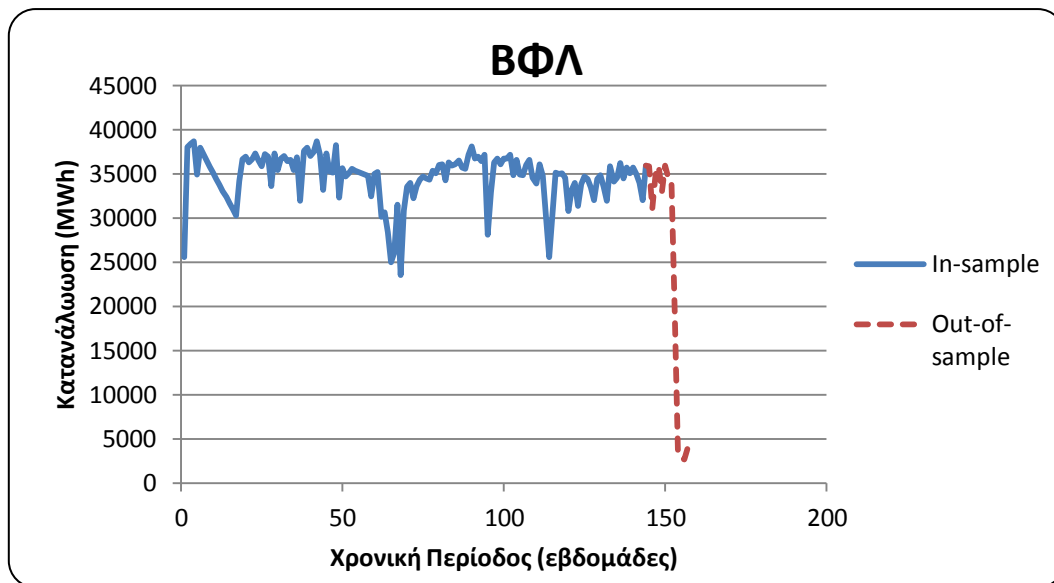


Διάγραμμα 6.1α – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»

Παρατηρούμε ότι, όντως, η μείωση που υφίσταται στο διάστημα αυτό είναι μεγαλύτερη από τις συνηθισμένες αυξομειώσεις της χρονοσειράς. Πιθανόν, να αποτελεί ειδικό γεγονός ή μια ασυνήθιστη τιμή, την οποία τα μοντέλα των χρονοσειρών αδυνατούν να προβλέψουν, χωρίς επιπλέον πληροφορία που μπορεί να προσφέρει μία κριτική πρόβλεψη. Γι αυτό το λόγο, θα προχωρήσουμε στην αφαίρεση αυτών των επτά τιμών από τον υπολογισμό του μέσου σφάλματος και ως τέτοιο θα παρουσιαστεί στους επόμενους πίνακες.

Η περίπτωση του σημείου «ΒΦΛ»

Παρόμοια περίπτωση με την προηγούμενη είναι η περίπτωση του σημείου «ΒΦΛ». Όπως βλέπουμε από τον Πίνακα 6.1β οι πέντε τελευταίες παρατηρήσεις παρουσιάζουν πολύ μεγαλύτερο σφάλμα από τις προηγούμενες. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι έχει υπάρξει κάποια απότομη αυξομείωση του επιπέδου της πρόβλεψης. Πράγματι, όπως φαίνεται και από το διάγραμμα 6.1β που ακολουθεί λόγω κάποιου γεγονότος το επίπεδο έπεσε απότομα. Κάτι τέτοιο μπορεί να οφείλεται σε κάποιο ειδικό γεγονός το οποίο όπως αναφέραμε είναι αδύνατο να εντοπιστεί από τα μοντέλα των χρονοσειρών.

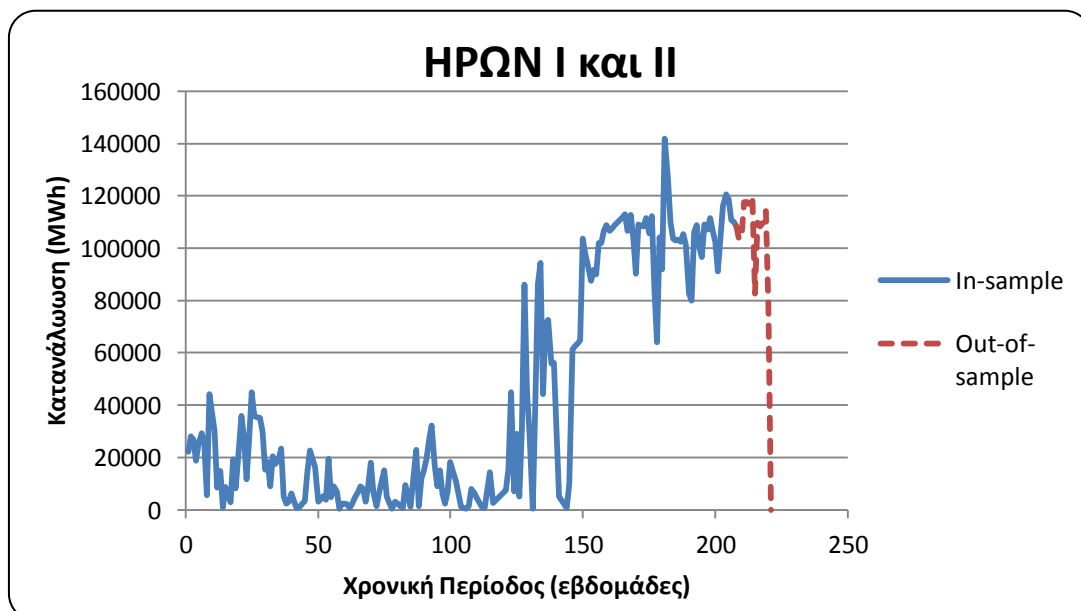


Διάγραμμα 6.1β – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΒΦΛ»

Συνεπώς, και σε αυτήν την περίπτωση θα γίνει εξαίρεση των τελευταίων πέντε τιμών.

Η περίπτωση του σημείου «ΗΡΩΝ Ι και ΙΙ»

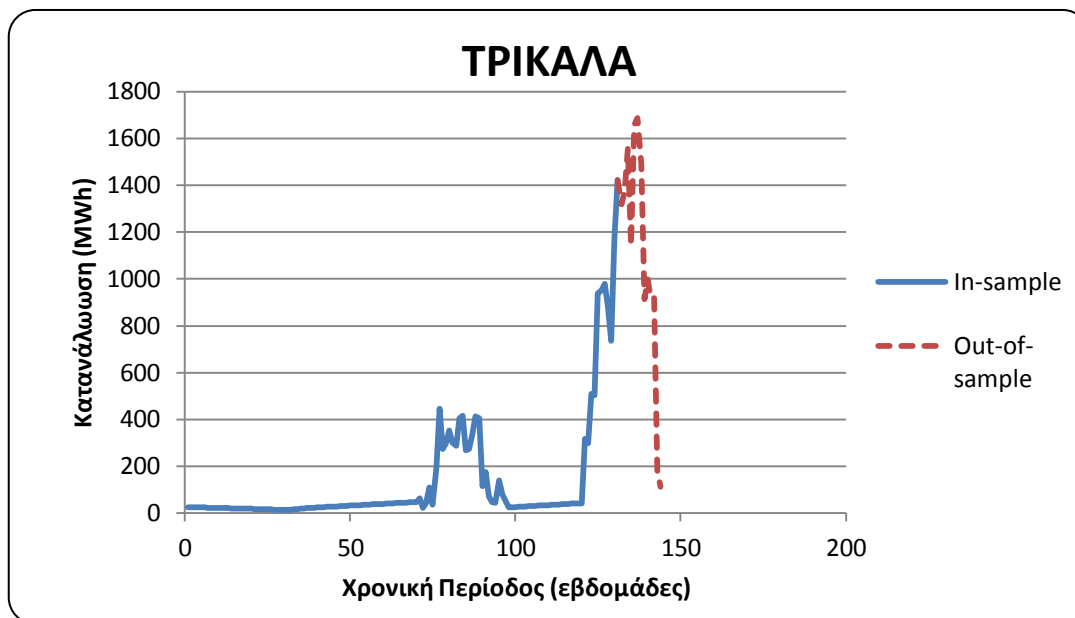
Παρόμοια με την προηγούμενη περίπτωση. Εδώ, εξαιρείται μόνο η τελευταία τιμή. Ακολουθεί το διάγραμμα.



Διάγραμμα 6.1γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΗΡΩΝ Ι και ΙΙ»

Η περίπτωση του σημείου «ΤΡΙΚΑΛΑ»

Η περίπτωση αυτή είναι διαφορετική από τις υπόλοιπες. Από τον Πίνακα 6.1β παρατηρούμε ότι τα σφάλματα αυξάνονται σταδιακά φτάνοντας στο τέλος σε μία αρκετά μεγάλη τιμή. Παρακάτω, ακολουθεί το διάγραμμα του αγωγού αυτού.

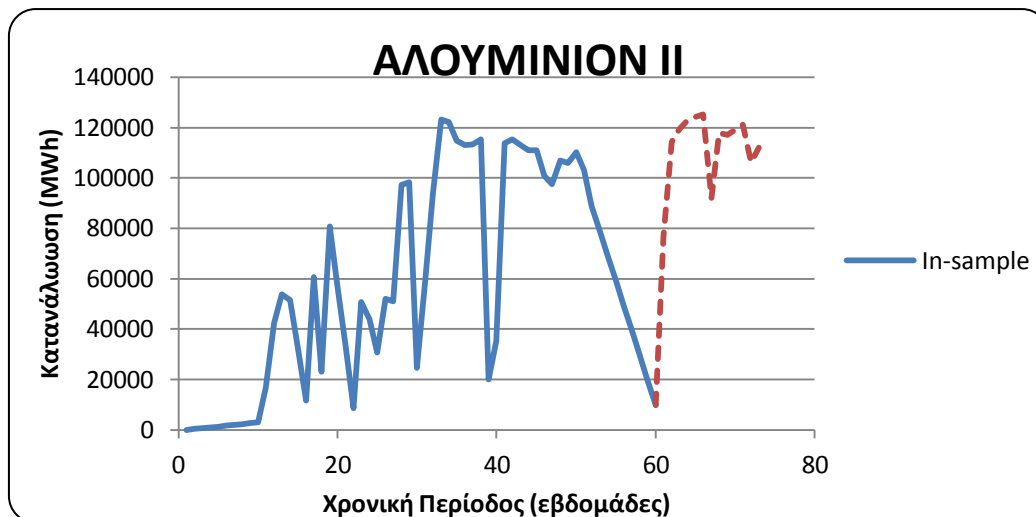


Διάγραμμα 6.1δ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΤΡΙΚΑΛΑ»

Από το διάγραμμα αυτό είναι φανερή η εποχιακή συμπεριφορά της χρονοσειράς γύρω από μία γραμμική τάση. Η εποχιακότητα αυτή, δεν εντοπίστηκε από την μέθοδο ελέγχου εποχιακότητας που περιγράφηκε στην παράγραφο §5.4.4 λόγω έλλειψης επαρκών δεδομένων. Παρατηρούμε ότι με βάση τα «γνωστά» και μόνο δεδομένα κάτι τέτοιο δεν είναι εύκολα αντιληπτό ούτε και με γυμνό μάτι. Όπως αναφέρθηκε και στο Κεφάλαιο 5, οι χρονοσειρές με έντονη εποχιακή συμπεριφορά χρίζουν ιδιαίτερης προετοιμασίας. Κάτι τέτοιο στην χρονοσειρά αυτή δε μπόρεσε να γίνει και γι αυτό τα αποτελέσματά της δε θα ληφθούν υπόψη στη συνολική αξιολόγηση. Αν υπήρχαν περισσότερα δεδομένα διαθέσιμα για το σημείο αυτό, που ακόμα βρίσκεται σε αρχικό στάδιο χρονικά, θα μπορούσαμε να προβλέψουμε με καλύτερη ακρίβεια.

Η περίπτωση του σημείου «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ»

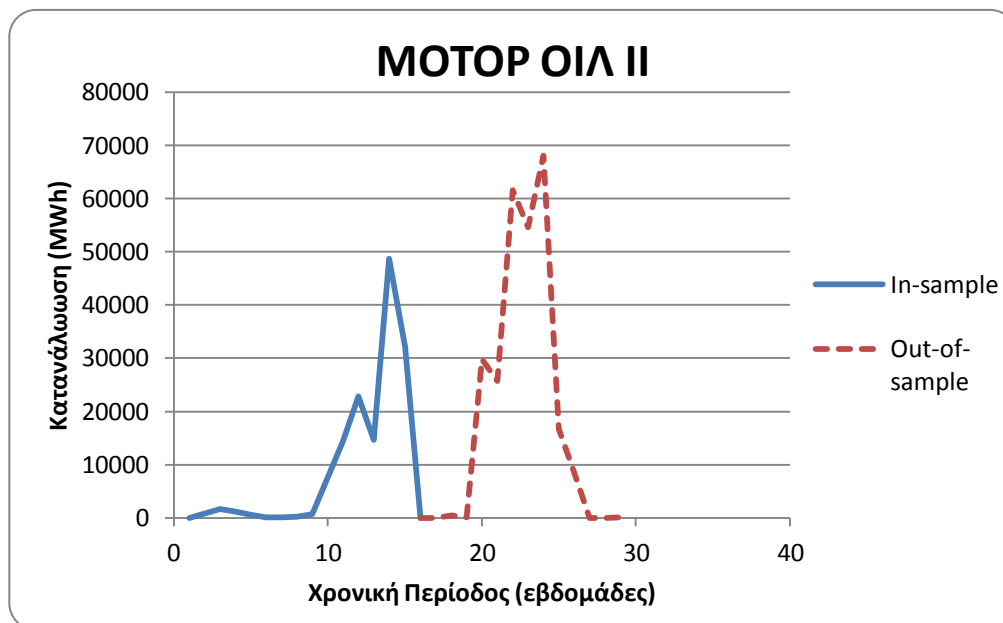
Άλλο ένα σημείο που χαρακτηρίζεται από ασυνήθιστη τιμή είναι το «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ». Στο παρακάτω διάγραμμα γίνεται φανερό ότι οι τελευταίες τιμές των γνωστών παρατηρήσεων αποτελούσαν ένα «outlier» μεγάλης σχετικά διάρκειας και πως οι «out-of-sample» τιμές επανέρχονται στο αρχικό επίπεδο. Και αυτή η χρονοσειρά θα εξαιρεθεί των συνολικών αποτελεσμάτων καθώς πρόκειται για ιδιαίτερη χρονοσειρά.



Διάγραμμα 6.1ε – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΝ ΙΙ»

Η περίπτωση του αγωγού «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ»

Ο αγωγός «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ» παρουσιάζει ίδια συμπεριφορά με τον προηγούμενο. Συγκεκριμένα, η εποχιακή συμπεριφορά που παρουσιάζει δεν εντοπίστηκε καθώς ήταν διαθέσιμο πολύ μικρό εύρος δεδομένων. Για τους ίδιους λόγους με την προηγούμενη χρονοσειρά, ούτε τα αποτελέσματα αυτού του αγωγού θα ληφθούν υπόψη καθώς θα ήταν τουλάχιστον λάθος να ενταχθεί στην γενική εικόνα των αποτελεσμάτων. Παρακάτω, δίνεται το αντίστοιχο διάγραμμα:

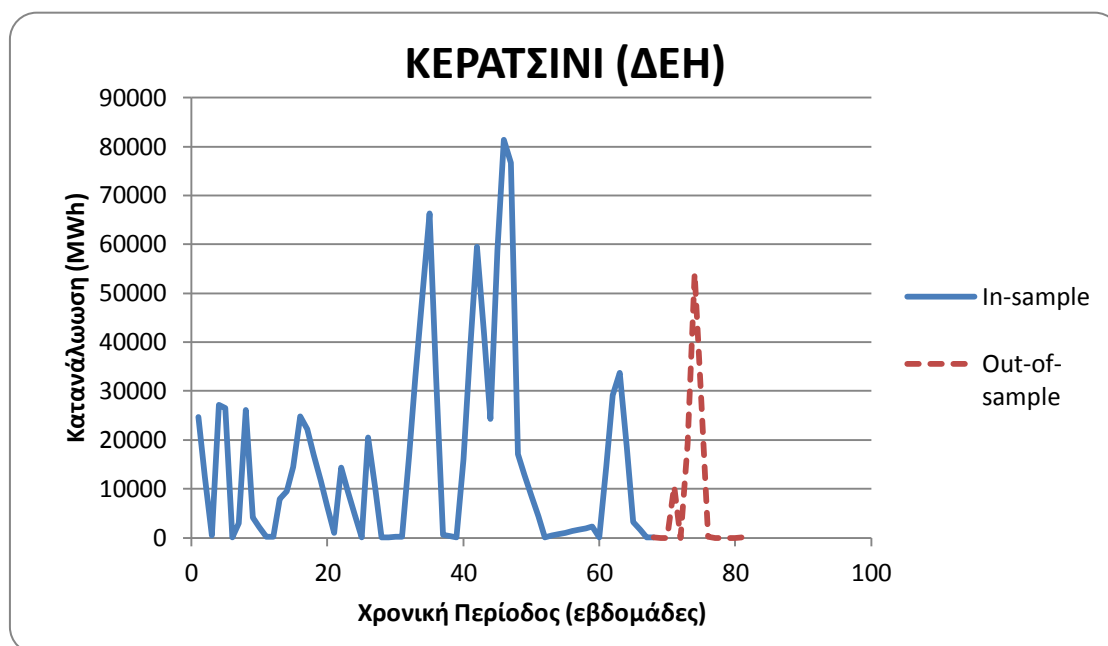


Διάγραμμα 6.1στ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΜΟΤΟΡ ΟΙΛ ΙΙ»

Η περίπτωση του σημείου «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ (ΔΕΗ)»

Χαρακτηριστικό της χρονοσειράς αυτής είναι οι μηδενικές τιμές που εμφανίζονται στα out-of-sample δεδομένα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, ο δείκτης sMAPE να δίνει αποτέλεσμα ίσο με 200% όσο κοντά κι αν είναι η πρόβλεψη στη μηδενική τιμή. Το

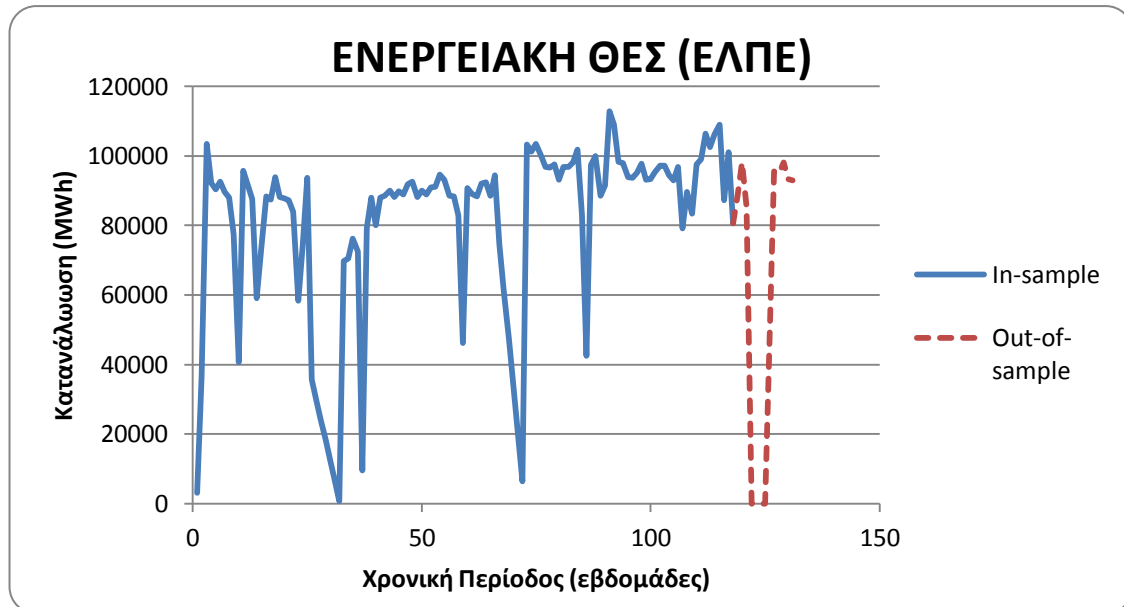
ίδιο ισχύει και για τις πολύ χαμηλές τιμές. Για το λόγο αυτό θα εξαιρεθούν τα σφάλματα αυτής της χρονοσειράς από τα συνολικά αποτελέσματα. Παρακάτω δίνεται το αντίστοιχο διάγραμμα:



Διάγραμμα 6.1ζ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΕΡΑΤΣΙΝΙ(ΔΕΗ)»

Η περίπτωση του σημείου «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)»

Στην περίπτωση αυτή παρατηρούμε το ίδιο φαινόμενο με τις τρεις χρονοσειρές που εξετάσαμε αρχικά. Παρατηρείται μία απότομη μείωση του επιπέδου στο μέσο των προβλέψεων που φτάνει έως και τις μηδενικές τιμές, ενώ τελικά επανέρχεται. Προφανώς, αποτελεί ασυνήθιστη τιμή που είναι αδύνατον να προβλεφτεί μόνο με τη χρήση τέτοιων μοντέλων και χωρίς τη συμβολή κριτικής πρόβλεψης και γι αυτό θα εξαιρεθούν οι τιμές αυτές από τη συνολική παρουσίαση των σφαλμάτων. Παρακάτω παραθέτουμε και το διάγραμμα αυτού του σημείου.



Διάγραμμα 6.1η – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ (ΕΛΠΕ)

6.3.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Στην παράγραφο αυτή γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων στο σύνολο των αγωγών. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται πίνακες που δίνουν το μέσο όρο και τη διάμεσο του συνόλου των σφαλμάτων των προβλέψεων όλων των χρονοσειρών για κάθε μοντέλο πρόβλεψης και για κάθε χρονικό ορίζοντα. Τα σφάλματα αυτά αφορούν τους δείκτες MAPE και sMAPE. Παραθέτονται ακόμα οι αντίστοιχοι πίνακες για κάθε κατηγορία χρονοσειρών με βάση το δείκτη MAPE. Στη συνέχεια παραθέτουμε και πίνακες με την κατάταξη των μεθόδων στο σύνολο των χρονοσειρών όπως αναφέρθηκαν και στην παράγραφο §6.2 ενώ ακολουθούν πίνακες σχετικά με τις Bottom-Up προβλέψεις και την αποτελεσματικότητά τους.

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	17,40	17,24	18,10	19,75	20,44	21,20	21,23	21,77	21,64	22,33	22,48	24,21	25,42
SES	12,78	12,80	14,16	14,99	15,55	16,43	16,45	16,81	16,72	17,31	17,34	18,81	20,04
Holt	12,44	12,68	14,07	14,88	15,39	16,25	16,25	16,61	16,55	17,11	17,19	18,72	19,93
Damped	12,28	12,60	13,99	14,80	15,35	16,21	16,20	16,56	16,52	17,15	17,19	18,73	19,98
Theta	12,52	12,57	13,92	14,75	15,27	16,13	16,12	16,50	16,42	16,99	17,04	18,55	19,77
LRL	20,34	20,32	21,92	21,36	22,22	23,24	23,30	23,10	23,23	23,28	23,42	23,95	24,18
Damped-SES	12,53	12,70	14,08	14,90	15,45	16,32	16,31	16,67	16,60	17,20	17,24	18,75	19,99
Damped-Theta	12,39	12,58	13,95	14,77	15,31	16,17	16,15	16,52	16,46	17,06	17,11	18,63	19,87
Naïve-Theta	14,32	14,42	15,59	16,91	17,56	18,39	18,38	18,80	18,66	19,31	19,39	21,03	22,22
	Διάμεσος MAPE (%)												
Naïve	13,07	11,12	11,89	13,72	13,76	15,93	16,46	16,36	15,94	15,77	15,66	17,37	19,66
SES	11,03	10,75	11,67	11,82	12,46	13,48	13,30	15,21	14,81	14,63	14,67	16,10	17,38
Holt	11,55	10,73	12,08	13,29	12,71	13,58	13,32	15,05	14,80	14,84	14,95	15,81	17,51
Damped	11,55	10,73	12,09	13,22	12,71	13,58	13,68	15,05	14,80	14,84	14,64	15,81	17,54
Theta	10,39	10,73	11,87	12,73	12,46	13,43	13,31	14,65	14,31	14,63	14,81	15,95	17,31
LRL	14,71	17,69	20,22	20,69	20,37	20,19	19,07	19,56	21,49	20,70	20,21	20,70	20,56
Damped-SES	11,73	10,74	11,88	11,90	12,46	13,41	13,30	14,93	14,57	14,73	14,65	15,95	17,39
Damped-Theta	10,97	10,73	11,98	12,25	12,46	13,39	13,30	14,85	14,56	14,72	14,72	15,88	17,40
Naïve-Theta	12,76	10,41	11,59	13,59	14,41	15,07	14,56	15,99	15,34	15,40	15,10	17,36	18,86

Πίνακας 6.2 α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE –Σύνολο Χρονοσειρών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος sMAPE (%)												
Naïve	18,96	19,78	21,29	22,93	23,89	25,03	25,01	25,42	25,18	25,54	25,56	26,49	27,08
SES	11,98	12,71	14,71	15,56	16,39	17,59	17,55	17,79	17,62	17,90	17,82	18,59	19,24
Holt	11,57	12,50	14,52	15,35	16,13	17,31	17,26	17,53	17,38	17,63	17,59	18,41	19,06
Damped	11,40	12,41	14,44	15,27	16,09	17,28	17,21	17,46	17,35	17,67	17,60	18,44	19,13
Theta	20,43	21,59	24,15	23,80	25,01	26,41	26,42	26,10	26,10	25,82	25,84	25,81	25,62
LRL	11,62	12,36	14,35	15,19	15,98	17,16	17,09	17,37	17,19	17,46	17,40	18,19	18,85
Damped-SES	11,68	12,55	14,57	15,40	16,22	17,42	17,36	17,61	17,46	17,76	17,68	18,48	19,16
Damped-Theta	11,51	12,38	14,39	15,23	16,03	17,21	17,14	17,41	17,26	17,56	17,49	18,31	18,98
Naïve-Theta	14,09	15,03	16,84	18,16	19,07	20,25	20,18	20,48	20,24	20,58	20,54	21,42	22,05
	Διάμεσος sMAPE (%)												
Naïve	12,27	10,90	11,65	14,15	14,94	16,44	17,19	17,68	16,86	16,63	16,37	17,91	18,29
SES	10,46	10,38	11,74	12,57	12,82	14,12	13,97	16,11	15,12	15,23	14,54	16,86	17,12
Holt	11,54	10,47	11,71	13,66	12,90	14,47	14,10	15,58	14,69	15,70	14,52	16,76	17,45
Damped	11,42	10,71	11,88	12,93	12,90	14,46	14,68	16,11	15,33	15,70	14,53	16,79	17,46
Theta	14,31	16,80	20,36	20,34	18,15	18,06	18,66	19,39	20,29	21,33	21,57	21,36	21,00
LRL	10,96	10,48	11,71	12,99	12,83	13,92	13,98	14,61	14,69	15,16	14,31	16,81	17,07
Damped-SES	11,08	10,61	11,70	12,75	12,82	14,02	14,00	16,11	15,22	15,40	14,31	16,83	17,07
Damped-Theta	11,45	10,61	11,69	12,99	12,83	13,91	13,97	15,23	14,69	15,43	14,42	16,80	17,12
Naïve-Theta	12,51	10,57	11,78	13,75	15,37	15,89	16,11	16,46	16,36	15,82	16,24	17,05	18,04

Πίνακας 6.2 β- Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών- Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	12	5	8	1	1	1	0	2	13
2	3	10	5	5	6	2	2	10	0
3	1	7	5	3	8	9	5	3	2
4	0	1	2	8	8	11	10	2	1
5	1	4	2	3	7	8	15	1	2
6	1	5	7	8	7	3	9	3	0
7	0	6	5	9	5	7	2	6	3
8	7	5	7	5	1	1	0	16	1
9	18	0	2	1	0	1	0	0	21

Πίνακας 6.2 γ – Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Χρονοσειρών – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	12	5	8	1	1	1	0	2	13
2	6	20	10	10	12	4	4	20	0
3	3	21	15	9	24	27	15	9	6
4	0	4	8	32	32	44	40	8	4
5	5	20	10	15	35	40	75	5	10
6	6	30	42	48	42	18	54	18	0
7	0	42	35	63	35	49	14	42	21
8	56	40	56	40	8	8	0	128	8
9	162	0	18	9	0	9	0	0	189
Σύνολο	250	182	202	227	189	200	202	232	251
Γενική Κατάταξη	5,81	4,23	4,70	5,28	4,40	4,65	4,70	5,40	5,84

Πίνακας 6.2 δ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Χρονοσειρών – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	13	10	9	2	3	0	0	1	5
2	3	4	3	4	9	6	1	13	0
3	2	9	7	5	3	5	9	2	1
4	1	1	0	6	9	11	12	2	1
5	0	3	7	3	9	9	10	1	1
6	1	6	4	12	5	3	9	2	1
7	0	3	6	4	5	7	2	10	6
8	8	7	6	7	0	1	0	12	2
9	15	0	1	0	0	1	0	0	26

Πίνακας 6.2 ε -Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE - Σύνολο Χρονοσειρών- Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	13	10	9	2	3	0	0	1	5
2	6	8	6	8	18	12	2	26	0
3	6	27	21	15	9	15	27	6	3
4	4	4	0	24	36	44	48	8	4
5	0	15	35	15	45	45	50	5	5
6	6	36	24	72	30	18	54	12	6
7	0	21	42	28	35	49	14	70	42
8	64	56	48	56	0	8	0	96	16
9	135	0	9	0	0	9	0	0	234
Σύνολο	234	177	194	220	176	200	195	224	315
Γενική Κατάταξη	5,44	4,12	4,51	5,12	4,09	4,65	4,53	5,21	7,33

Πίνακας 6.2 στ -Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE - Σύνολο Χρονοσειρών- Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	8,63	7,09	8,48	11,06	11,93	13,72	13,52	15,20	14,54	15,19	15,28	16,69	17,48
SES	9,66	10,92	13,18	13,18	13,61	15,20	14,86	15,70	15,21	15,91	16,22	17,51	18,22
Holt	10,13	11,41	13,70	13,41	13,62	15,08	14,62	15,39	15,05	15,93	16,37	17,85	18,73
Damped	10,17	11,44	13,73	13,45	13,67	15,13	14,68	15,46	15,12	16,01	16,45	17,91	18,77
Theta	9,63	13,81	16,94	15,42	16,04	17,76	17,56	17,49	17,52	17,85	18,62	19,40	19,69
LRL	9,94	11,21	13,49	13,32	13,63	15,14	14,74	15,54	15,14	15,93	16,30	17,69	18,50
Damped-SES	9,91	11,18	13,45	13,32	13,64	15,16	14,77	15,58	15,17	15,96	16,34	17,71	18,50
Damped-Theta	10,06	11,33	13,61	13,39	13,65	15,14	14,71	15,50	15,13	15,97	16,38	17,80	18,64
Naïve-Theta	9,22	9,06	10,88	12,11	12,72	14,38	14,09	15,33	14,54	15,30	15,52	16,94	17,75

Πίνακας 6.2 ζ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Κατηγορίες Καταναλωτών– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	0	0	0	0	0	0	1
2	0	1	0	0	0	0	0	2	0
3	0	1	1	0	1	0	0	0	0
4	0	0	0	0	1	2	0	0	0
5	0	0	0	0	1	0	2	0	0
6	0	1	1	0	0	0	1	0	0
7	0	0	1	2	0	0	0	0	0
8	0	0	0	1	0	1	0	1	0
9	1	0	0	0	0	0	0	0	2
Γενική Κατάταξη	3,67	3,67	5,33	7,33	4,00	5,33	5,33	4,00	6,33

Πίνακας 6.2 η – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Κατηγορίες Καταναλωτών – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	6,53	7,22	9,23	13,93	15,65	17,78	18,70	20,17	19,42	19,61	19,37	20,96	22,83
SES	10,01	11,56	14,85	16,73	17,52	19,20	19,81	20,58	19,29	18,76	18,15	19,14	20,46
Holt	10,56	12,22	15,58	17,31	18,00	19,64	20,21	21,00	19,70	18,97	18,54	19,49	20,76
Damped	10,36	11,93	15,25	16,93	17,58	19,19	19,73	20,47	19,10	18,57	18,08	19,23	20,69
Theta	26,73	29,65	32,71	30,24	30,17	31,06	30,75	30,33	29,87	28,97	28,64	28,43	28,46
LRL	10,31	11,93	15,26	17,06	17,79	19,46	20,04	20,82	19,52	18,85	18,34	19,31	20,60
Damped-SES	10,19	11,74	15,05	16,83	17,55	19,20	19,77	20,52	19,20	18,63	18,09	19,16	20,55
Damped-Theta	10,30	11,91	15,24	16,99	17,68	19,32	19,88	20,64	19,31	18,70	18,20	19,26	20,63
Naïve-Theta	7,92	8,53	11,44	14,89	16,24	18,21	19,03	20,19	19,15	18,94	18,50	19,73	21,30

Πίνακας 6.2 θ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Γεωγραφικό Διαμέρισμα– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	1	0	0	0	0	0	0	2
2	1	1	0	0	0	1	0	2	0
3	0	2	1	0	1	1	0	0	0
4	0	0	0	1	1	1	1	1	0
5	0	0	0	1	0	1	2	0	1
6	0	0	2	0	2	0	1	0	0
7	0	0	0	2	1	1	1	0	0
8	0	1	1	1	0	0	0	2	0
9	2	0	1	0	0	0	0	0	2
Γενική Κατάταξη	4,40	3,40	6,40	6,20	5,20	4,20	5,40	4,80	5,00

Πίνακας 6.2 ι – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Γεωγραφικό Διαμέρισμα – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	20,73	20,21	20,61	21,77	22,21	22,61	22,59	22,94	22,96	23,84	24,07	25,92	27,05
SES	14,03	13,37	14,15	14,90	15,35	16,00	16,02	16,31	16,45	17,30	17,43	19,04	20,29
Holt	13,47	13,08	13,88	14,65	15,08	15,71	15,73	16,04	16,21	17,04	17,18	18,85	20,07
Damped	13,28	13,01	13,82	14,61	15,08	15,73	15,73	16,04	16,25	17,13	17,24	18,91	20,15
Theta	20,49	19,37	20,45	20,20	21,18	22,13	22,31	22,15	22,40	22,63	22,81	23,57	23,89
LRL	13,62	12,99	13,75	14,52	14,94	15,57	15,57	15,90	16,04	16,88	17,01	18,66	19,90
Damped-SES	13,66	13,19	13,98	14,75	15,21	15,86	15,86	16,16	16,33	17,19	17,31	18,95	20,19
Damped-Theta	13,45	13,00	13,78	14,57	15,01	15,65	15,64	15,96	16,14	17,00	17,12	18,78	20,02
Naïve-Theta	16,42	16,14	16,76	17,80	18,27	18,80	18,75	19,04	19,09	19,97	20,14	21,92	23,07

Πίνακας 6.2 κ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	6	4	8	1	1	1	0	2	10
2	2	8	5	5	6	1	2	4	0
3	1	4	1	3	6	8	5	3	2
4	0	1	2	5	6	8	9	1	1
5	1	4	2	2	6	7	9	1	1
6	1	4	4	8	3	3	7	3	0
7	0	6	4	5	4	4	1	6	3
8	7	2	6	3	1	0	0	13	1
9	15	0	1	1	0	1	0	0	15
Γενική Κατάταξη	6,52	4,18	4,48	5,03	4,21	4,52	4,52	5,82	5,73

Πίνακας 6.2 λ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εισόδου/Εξόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	17,52	20,06	23,29	23,32	24,21	24,74	24,27	24,17	24,14	23,33	25,12	26,24	30,33
SES	12,54	19,03	23,15	23,76	24,87	25,56	25,31	25,36	25,41	24,85	26,80	27,06	30,18
Holt	12,54	19,07	23,17	23,76	24,85	25,55	25,28	25,30	25,34	24,98	27,09	27,22	30,31
Damped	12,39	19,07	23,20	23,81	24,91	25,60	25,34	25,37	25,42	25,08	27,21	27,29	30,33
Theta	11,74	22,51	27,62	28,93	30,35	30,99	31,03	31,25	31,44	31,26	33,46	32,52	33,94
LRL	12,54	19,05	23,16	23,76	24,86	25,55	25,29	25,33	25,38	24,92	26,95	27,14	30,25
Damped-SES	12,46	19,05	23,18	23,79	24,89	25,58	25,32	25,37	25,42	24,97	27,00	27,18	30,25
Damped-Theta	12,46	19,06	23,18	23,79	24,89	25,57	25,32	25,35	25,40	25,00	27,08	27,22	30,29
Naïve-Theta	15,03	19,55	23,22	23,54	24,54	25,15	24,78	24,75	24,76	24,12	26,03	26,69	30,29

Πίνακας 6.2 μ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εισόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	1	0	1	0	0	0	0	0	1
2	0	1	0	0	1	0	0	1	0
3	0	2	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	1	0	1
5	0	0	0	0	1	1	1	0	0
6	0	0	0	1	0	1	0	1	0
7	0	0	0	1	0	0	1	1	0
8	1	0	2	0	0	0	0	0	0
9	1	0	0	1	0	0	0	0	1
Γενική Κατάταξη	6,00	2,67	5,67	7,33	3,67	4,67	5,33	5,00	4,67

Πίνακας 6.2 ν – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εισόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	21,05	20,23	20,34	21,61	22,01	22,39	22,42	22,82	22,84	23,89	23,97	25,88	26,72
SES	14,18	12,81	13,25	14,02	14,40	15,05	15,09	15,41	15,55	16,54	16,49	18,24	19,30
Holt	13,56	12,49	12,95	13,74	14,10	14,73	14,77	15,12	15,30	16,24	16,19	18,01	19,05
Damped	13,37	12,41	12,88	13,69	14,09	14,75	14,77	15,11	15,33	16,34	16,25	18,07	19,13
Theta	21,37	19,06	19,74	19,32	20,26	21,25	21,44	21,24	21,50	21,77	21,75	22,68	22,89
LRL	13,72	12,38	12,80	13,60	13,95	14,58	14,59	14,95	15,10	16,08	16,02	17,82	18,87
Damped-SES	13,78	12,61	13,06	13,85	14,24	14,89	14,91	15,24	15,42	16,41	16,34	18,12	19,19
Damped-Theta	13,55	12,40	12,84	13,64	14,02	14,66	14,67	15,03	15,21	16,20	16,12	17,93	18,99
Naïve-Theta	16,56	15,80	16,12	17,23	17,65	18,17	18,15	18,46	18,52	19,55	19,55	21,45	22,35

Πίνακας 6.2 ξ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σημεία Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	5	4	7	1	1	1	0	2	9
2	2	7	5	5	5	1	2	3	0
3	1	2	1	3	6	7	5	3	2
4	0	1	2	5	5	8	8	1	0
5	1	4	2	2	5	6	8	1	1
6	1	4	4	7	3	2	7	2	0
7	0	6	4	4	4	4	0	5	3
8	6	2	4	3	1	0	0	13	1
9	14	0	1	0	0	1	0	0	14
Γενική Κατάταξη	6,57	4,33	4,37	4,80	4,27	4,50	4,43	5,90	5,83

Πίνακας 6.2 ο –Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σημεία Εξόδου – Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας												
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12	1-13
	Μέσος όρος MAPE (%)												
Naïve	2,80	8,35	13,32	14,00	16,05	17,69	16,77	16,36	16,11	15,06	14,72	15,45	16,96
SES	3,79	9,28	14,20	14,87	16,90	18,52	17,61	17,21	16,96	15,92	15,59	16,14	17,49
Holt	3,68	9,15	14,05	14,69	16,69	18,29	17,34	16,91	16,63	15,55	15,18	15,86	17,33
Damped	3,68	9,15	14,05	14,69	16,69	18,29	17,34	16,91	16,63	15,55	15,18	15,86	17,33
Theta	17,85	22,51	26,68	27,23	28,93	30,29	29,48	29,10	28,86	27,93	27,61	25,76	24,95
LRL	3,73	9,22	14,13	14,78	16,79	18,40	17,48	17,06	16,79	15,73	15,38	16,00	17,41
Damped-SES	3,73	9,22	14,13	14,78	16,79	18,40	17,48	17,06	16,79	15,73	15,38	16,00	17,41
Damped-Theta	3,70	9,18	14,09	14,73	16,74	18,35	17,41	16,99	16,71	15,64	15,28	15,93	17,37
Naïve-Theta	3,26	8,78	13,72	14,39	16,42	18,05	17,12	16,71	16,45	15,40	15,05	15,73	17,18

Πίνακας 6.2 π – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Σύνολο Σημείων Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	2	0
3	0	0	2	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	2	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	2	0	0
6	0	0	0	0	2	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	2	0	0	0
8	0	2	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	2
Γενική Κατάταξη	1,00	8,00	3,00	4,00	6,00	7,00	5,00	2,00	9,00

Πίνακας 6.2 ρ – Πίνακας Βαθμολ. Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Σύνολο Σημείων Εισόδου/Εξόδου– Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Με βάση τους παραπάνω πίνακες στο σύνολο των 43 χρονοσειρών η κλασσική μέθοδος Theta παρουσιάζει το μικρότερο μέσο όρο και διάμεσο και για τα δύο είδη σφαλμάτων. Συγκεκριμένα για το δείκτη MAPE ο μέσος όρος είναι 19,77% με διάμεσο 17,31% και για το δείκτη sMAPE είναι 18,85% και 17,07% αντίστοιχα.

Όσο αφορά στους πίνακες αξιολόγησης, για το σύνολο των χρονοσειρών, παρατηρούμε ότι τις περισσότερες πρώτες θέσεις καταλαμβάνει η μέθοδος «Naive» και για τα δύο είδη σφαλμάτων, 12 πρώτες θέσεις για το MAPE, 13 για το sMAPE, ενώ καλύτερη γενική κατάταξη κατέχει μέθοδος «SES» με βαθμό 4,23 και η κλασσική μέθοδος Theta με βαθμό 4,09 αντίστοιχα.

Bottom-Up προβλέψεις

Παρακάτω, παραθέτονται τα σφάλματα των Bottom-Up Προβλέψεων των πυραμίδων που αναλύσαμε στην παράγραφο §5.4. Από αυτούς τους Πίνακες μπορούμε να παρατηρήσουμε πως οι μισές περιπτώσεις Bottom-Up προβλέψεων έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα από ότι η διαδικασία προβλέψεων με κλασσικά μοντέλα χρονοσειρών.

Σφάλματα	Αποτελέσματα Bottom-Up Προβλέψεων		Αποτελέσματα αρχικών Προβλέψεων
	Σύνολο Καταναλωτών	Σύνολο Γεωγραφικών Διαμερισμάτων	Σύνολο αγωγών εξόδου
ME	155380,73	171873,38	176192,36
MAE	192939,46	231278,31	211171,39
MSE	4,73E+10	6,34E+10	6,10E+10
MAPE	15,25%	18,68%	16,46%
Smape	16,43%	20,03%	18,07%
MASE	1,56	1,86	1,70

Πίνακας 6.3α – Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

Σφάλματα	Α/Α χρονοσειράς									
	Σημεία Εισόδου	Σημεία Εξόδου	Η/Π	Εξ.Αποκλ.Πελατών	Λοιποί Πελάτες	Στερεά Ελλάδα	Θεσσαλία	Μακεδονία	Θράκη	Πελ/νησος
	Αποτελέσματα Bottom-Up Προβλέψεων									
ME	197354,40	176192,36	136753,92	14389,48	25048,91	160990,34	3813,99	-4154,30	10053,45	20666,49
MAE	251156,35	211171,39	146803,84	28213,10	54430,10	173963,98	9075,87	40616,26	19537,03	22179,34
MSE	7,47E+10	6,10E+10	3,04E+10	1,29E+09	4,02E+09	3,87E+10	1,08E+08	2,30E+09	5,46E+08	9,35E+08
MAPE	20,09%	16,46%	18,87%	18,84%	16,34%	21,57%	17,20%	19,29%	18,51%	19,76%
Smape	21,91%	18,07%	21,56%	20,22%	16,46%	24,61%	17,19%	18,75%	19,31%	23,51%
MASE	2,02	1,70	1,60	1,75	0,94	1,94	0,97	1,58	1,35	1,83
	Αποτελέσματα αρχικών Προβλέψεων									
ME	128587,70	155380,7297	107936,29	13184,92	-6247,53	125339,21	-2266,26	22136,88	11611,52	5861,79
MAE	202808,00	192939,4623	123303,92	25337,32	50893,29	163517,41	8430,78	34641,07	20169,74	17173,66
MSE	5,19E+10	4,72E+10	1,96E+10	1,15E+09	3,20E+09	3,30E+10	9,36E+07	2,12E+09	5,88E+08	5,33E+08
MAPE	16,72%	15,25%	16,06%	16,63%	17,19%	21,13%	18,66%	15,26%	18,89%	17,18%
Smape	17,39%	16,43%	17,66%	17,93%	15,75%	23,05%	16,53%	16,41%	19,97%	17,71%
MASE	1,63	1,56	1,34	1,57	0,88	1,83	0,90	1,34	1,40	1,42

Πίνακας 6.3β – Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης - Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις

6.4 Αποτελέσματα για Μεσοπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης

Στην παρούσα παράγραφο θα παρουσιαστούν αναλυτικά όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν κατά την παραγωγή των μεσοπρόθεσμων προβλέψεων καθώς και οι παραδοχές που ακολουθήσαμε. Αναλυτική συζήτηση περί των αποτελεσμάτων θα πραγματοποιηθεί στην αντίστοιχη ενότητα του Κεφαλαίου 7.

6.4.1 Παραδοχές

Όμοια, με την περίπτωση των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων, έτσι και εδώ υπάρχουν χρονοσειρές που χρίζουν πιο προσεκτικής μελέτης. Ειδικότερα, τα «out-of-sample» δεδομένα τους παρουσίαζαν ιδιαιτερότητες που είχαν αρνητικό αντίκτυπο στα αποτελέσματα τους. Παρακάτω δίνεται δύο συγκεντρωτικοί πίνακες με τα αποτελέσματα των χρονοσειρών αυτών. Ο πρώτος περιλαμβάνει τα σφάλματα για χρονικό ορίζοντα δώδεκα μηνών για όλες τις μεθόδους. Ο δεύτερος πίνακας δίνει τις μεθόδους με το μικρότερο σφάλμα MAPE για κάθε χρονοσειρά και την πορεία αυτού συναρτήσει του ορίζοντα πρόβλεψης.

Methods	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE	MAPE	sMAPE	MASE
	ΚΗΠΟΙ			ΒΦΛ			ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ(ΕΛΠΕ)		
Naïve	45,48%	24,70%	0,93	95,42%	24,97%	1,33	37,95%	19,33%	0,82
Naïve 2	-	-	-	-	-	-	-	-	-
SES	45,48%	24,70%	0,93	82,11%	19,91%	0,92	40,14%	36,32%	1,51
Holt	55,56%	29,36%	1,19	87,27%	20,62%	0,99	36,23%	21,25%	0,88
Damped	45,87%	24,94%	0,94	87,27%	20,62%	0,99	36,23%	21,25%	0,88
Theta	50,52%	27,09%	1,06	83,92%	19,70%	0,91	40,70%	34,45%	1,44
LRL	55,78%	29,49%	1,19	87,27%	20,62%	0,99	36,23%	21,25%	0,88
Damped-SES	45,67%	24,82%	0,93	84,14%	19,72%	0,92	38,18%	28,47%	1,20
Damped-Theta	48,19%	26,03%	1,00	85,27%	19,84%	0,93	38,46%	27,60%	1,16
Naïve-Theta	48,00%	25,91%	0,99	89,07%	21,79%	1,08	34,02%	20,84%	0,86
	ΔΡΑΜΑ			ΤΡΙΚΑΛΑ			ΚΑΒΑΛΑ		
Naïve	-	-	-	-	142,47%	2,13	-	116,30%	1,40
Naïve 2	376670,90%	58,06%	1,08	-	-	-	-	-	-
SES	259201,17%	84,59%	1,84	-	142,47%	2,13	-	116,30%	1,40
Holt	225458,23%	95,17%	2,08	-	132,63%	2,02	-	120,26%	1,45
Damped	237054,03%	91,30%	1,99	-	144,97%	2,11	-	116,16%	1,40
Theta	242329,69%	89,75%	1,96	-	137,32%	2,07	-	117,79%	1,42
LRL	225458,23%	95,17%	2,08	-	134,16%	1,98	-	146,53%	2,26
Damped-SES	248127,56%	87,89%	1,91	-	143,74%	2,12	-	116,23%	1,40
Damped-Theta	239691,82%	90,52%	1,97	-	141,05%	2,09	-	116,96%	1,41
Naïve-Theta	309498,90%	71,14%	1,51	-	139,83%	2,10	-	117,01%	1,41

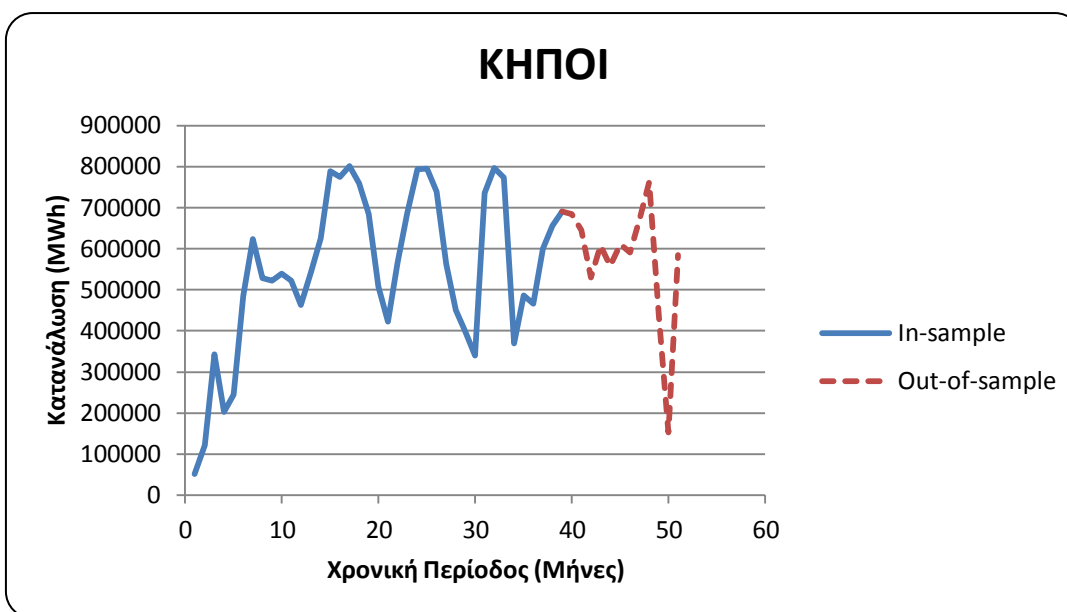
Πίνακας 6.4 α – Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών - Σύνολο

		Σφάλματα ανά χρονική περίοδο													
Δείκτες	Χρονοσειρά	Μέθοδος	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	M.O
MAPE (%)	ΚΗΠΟΙ	Naïve	0,75	6,87	30,32	13,48	23,64	12,86	16,66	2,65	9,42	57,61	353,55	17,92	45,48
	ΒΦΛ	SES	3,33	34,17	24,30	0,54	1,66	1,77	3,22	3,23	3,81	3,14	3,44	902,69	82,11
	ΕΝ.ΘΕΣ.	Naïve-Theta	21,71	11,47	23,42	21,23	19,40	16,29	11,27	19,81	16,47	31,93	255,91	12,65	34,02
	ΔΡΑΜΑ	Holt	39,5	43,0	33,1	293856,2	2816098,1	19,5	50,0	52,8	41,7	52,0	65,7	62,5	259201,2
Smape (%)	ΤΡΙΚΑΛΑ	LRL	87,89	186,76	200,00	200,00	200,00	200,00	43,46	88,30	110,15	124,96	118,73	49,65	134,16
	ΚΑΒΑΛΑ	Damped	40,60	31,91	171,97	173,76	171,14	11,10	53,73	46,50	93,17	200,00	200,00	200,00	116,16

Πίνακας 6.4β – Παραδοχές παρουσίασης αποτελεσμάτων – Αποτελέσματα χρονοσειρών ανά ορίζοντα Πρόβλεψης

Η περίπτωση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»

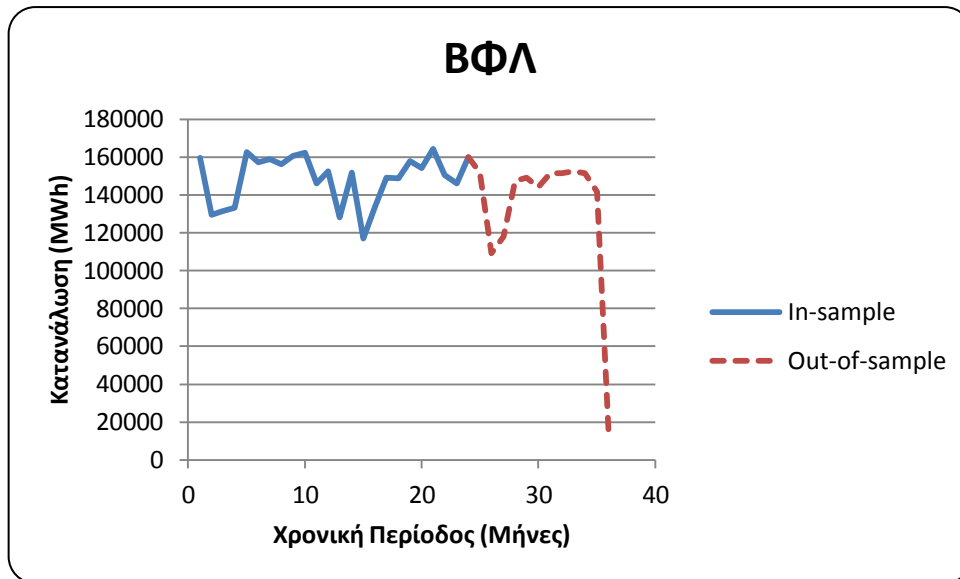
Όπως και στην περίπτωση των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων, έτσι και εδώ η χρονοσειρά αυτή παρουσιάζει απότομη μείωση του επιπέδου της για μικρή χρονική περίοδο (ένα μήνα). Είναι φανερό πως πρόκειται για μία ασυνήθιστη τιμή (outlier) που δεν μπορεί να προβλεφτεί με κάποιο από τα γνωστά μοντέλα χρονοσειρών. Από τον Πίνακα 6.4β γίνεται φανερό πως πέραν της μίας αυτής τιμής το μοντέλο δίνει αρκετά καλές προβλέψεις. Θα ήταν λάθος να συμπεριληφθεί αυτό το σφάλμα στο γενικό αποτέλεσμα του μοντέλου. Γι αυτό το λόγο τιμή για χρονικό ορίζοντα τον 11^ο μήνα θα εξαιρεθεί των αποτελεσμάτων. Παρακάτω, δίνεται και το διάγραμμα της χρονοσειράς αυτής.



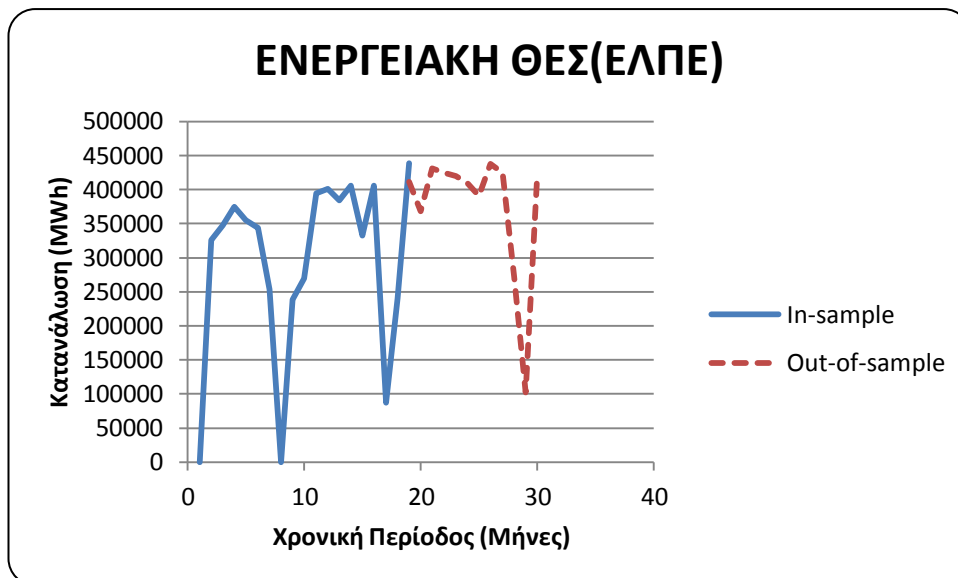
Διάγραμμα 6.2α - Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΗΠΟΙ»

Οι περιπτώσεις των σημείων «ΒΦΛ» και «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ(ΕΛΠΕ)»

Παρόμοιες περιπτώσεις με την προηγούμενη. Σε αυτές τις χρονοσειρές εξαιρούνται οι χρονικές περίοδοι για τον 12^ο και 11^ο μήνα αντίστοιχα. Παρακάτω παραθέτουμε και τα ανάλογα διαγράμματα.



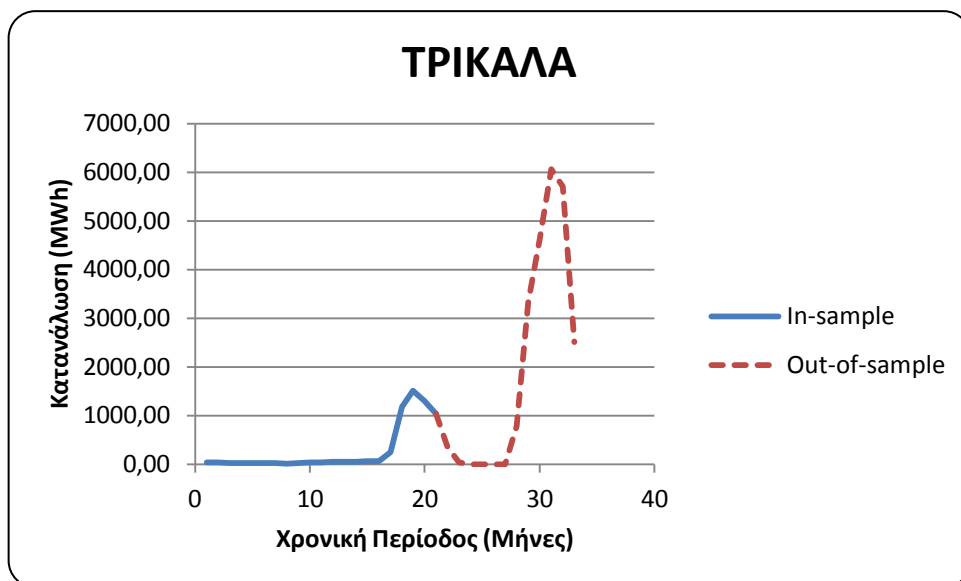
Διάγραμμα 6.2β – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΒΦΛ»



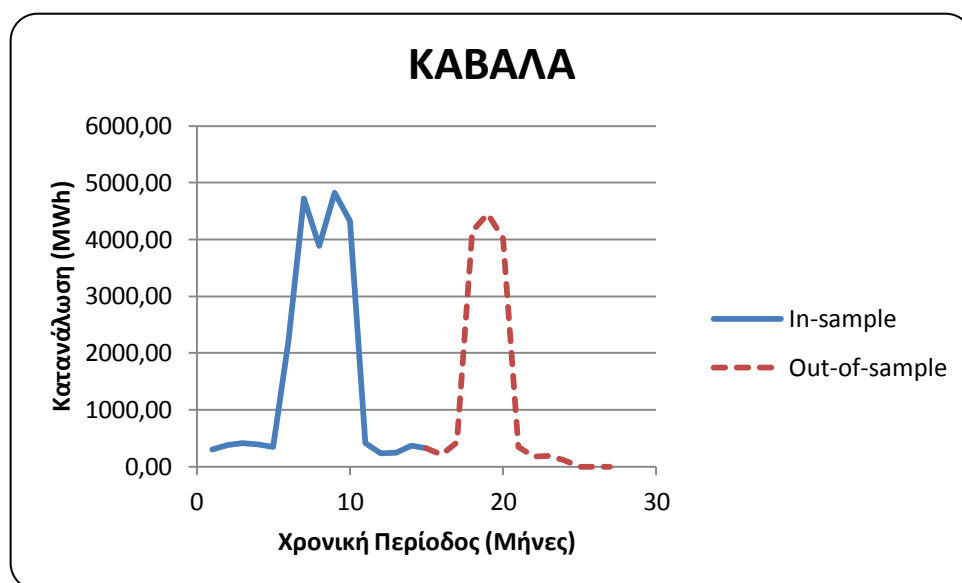
Διάγραμμα 6.2γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ ΘΕΣ(ΕΛΠΕ)»

Οι περιπτώσεις των σημείων «ΤΡΙΚΑΛΑ» και «ΚΑΒΑΛΑ»

Οι χρονοσειρές αυτές αναλύθηκαν και στην ενότητα των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων. Πρόκειται για περιπτώσεις χρονοσειρών με έντονη εποχιακή συμπεριφορά και με μικρό εύρος δεδομένων. Λόγω αυτού του μικρού εύρους, αυτής της έλλειψης πληροφορίας από πλευράς δεδομένων, η μέθοδος εύρεσης εποχιακής συμπεριφοράς, απέτυχε να δώσει σωστά αποτελέσματα. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να οδηγηθούμε σε τελείως λάθος προβλέψεις. Γι αυτό το λόγο και οι δύο αυτές χρονοσειρές θα εξαιρεθούν των γενικών αποτελεσμάτων. Παρακάτω δίνονται τα αντίστοιχα διαγράμματα.



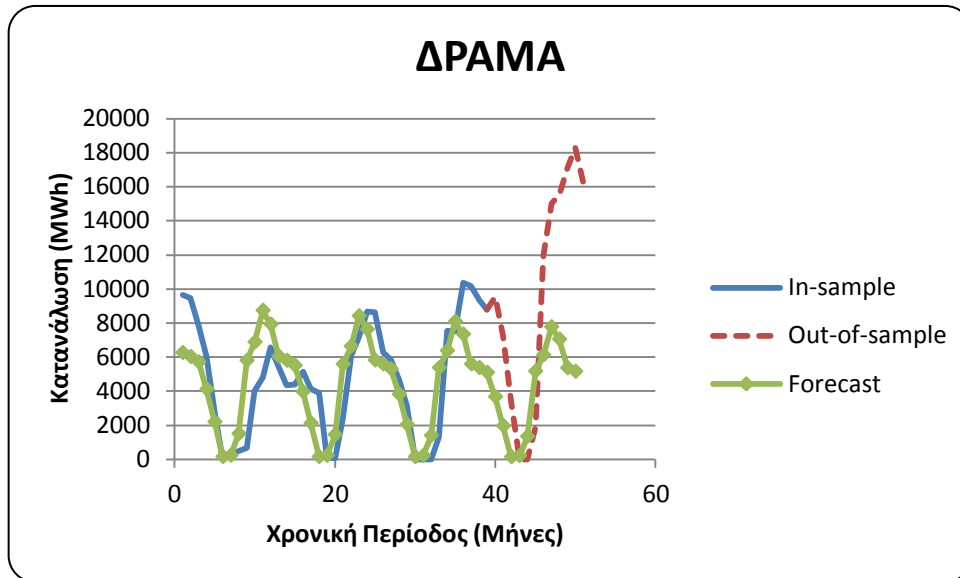
Διάγραμμα 6.2γ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΤΡΙΚΑΛΑ»



Διάγραμμα 6.2δ – Γραφική απεικόνιση του σημείου «ΚΑΒΑΛΑ»

Η περίπτωση του σημείου «ΔΡΑΜΑ»

Σύμφωνα με τους Πίνακες 6.4 η χρονοσειρά αυτή εμφανίζει πολύ μεγάλα σφάλματα λόγω δύο συγκεκριμένων σημείων. Ο λόγος που είναι τόσο μεγάλα αυτά τα σφάλματα είναι πως εκείνα τα σημεία έχουν τιμές πολύ κοντά στο μηδέν, γεγονός που απειριάζει το σφάλμα MAPE ενώ οι αντίστοιχες τιμές του sMAPE φτάνουν το 200%. Παρακάτω φαίνεται το αντίστοιχο διάγραμμα με επιπλέον τη γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης της μεθόδου «Naive».



Διάγραμμα 6.2ε – Γραφική απεικόνιση του αγωγού «ΚΑΒΑΛΑ»

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο έχει εντοπίσει αρκετά καλά την εποχιακή συμπεριφορά της χρονοσειράς. Συνεπώς, το ότι σφάλμα στις περιόδους 4 και 5 είναι μεγάλο οφείλεται κυρίως στις τιμές που τείνουν προς το μηδέν και όχι σε κάποια αστοχία της πρόβλεψης. Συνεπώς, χωρίς βλάβη των γενικών αποτελεσμάτων θα γίνει εξαίρεση των δύο αυτών σημείων.

6.4.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Στην παράγραφο αυτή γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων στο σύνολο των αγωγών για τα μηνιαία δεδομένα. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται πίνακες σχετικά με τα αποτελέσματα στο σύνολο τους και ανά κατηγορία και σχετικά με την κατάταξη των μεθόδων κατά την ίδια λογική με τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Τέλος, παρατίθενται πίνακες σύγκρισης των Bottom-Up προβλέψεων με αυτές της κλασσικής διαδικασίας.

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	16,24	20,93	22,96	22,37	25,50	26,54	34,80	34,83	33,34	31,84	30,81	30,26
SES	16,34	20,20	21,61	21,68	24,07	24,05	31,24	31,67	30,68	29,73	29,20	28,78
Holt	17,65	21,17	22,45	23,36	25,08	25,33	30,93	31,34	30,59	29,84	29,49	29,42
Damped	17,35	20,96	22,23	23,37	25,49	25,85	32,56	33,44	32,63	31,55	30,95	30,69
Theta	17,06	20,97	21,82	22,07	23,82	23,85	30,45	30,93	30,12	29,22	28,75	28,42
LRL	17,98	20,50	20,42	21,65	22,55	23,31	29,33	30,41	30,34	30,28	30,32	30,24
Damped-SES	16,66	20,37	21,39	22,07	24,10	24,16	31,17	31,83	30,99	29,96	29,33	28,93
Damped-Theta	17,06	20,80	21,66	22,43	24,20	24,45	31,15	31,86	31,08	30,10	29,50	29,16
Naïve-Theta	15,42	19,70	21,33	21,20	23,72	24,14	31,61	31,99	30,90	29,76	29,01	28,60
	Διάμεσος MAPE (%)											
Naïve	11,44	12,62	12,93	14,89	17,22	18,15	17,82	17,94	16,70	17,09	17,10	16,90
SES	13,40	12,64	14,34	14,65	15,43	16,17	16,92	17,01	16,39	17,30	17,39	16,79
Holt	14,27	11,98	13,73	13,98	15,85	16,51	16,85	17,57	16,77	16,97	17,60	17,05
Damped	13,68	11,98	13,46	13,98	15,51	15,51	16,48	17,20	16,13	16,52	17,23	16,84
Theta	14,06	13,02	13,90	14,50	15,86	16,93	16,85	17,07	16,96	17,32	17,47	17,10
LRL	13,72	12,61	13,49	14,22	15,00	16,53	17,53	18,21	18,16	18,47	18,63	20,21
Damped-SES	13,37	12,80	13,51	14,64	15,34	15,31	16,63	17,08	16,62	16,74	17,36	16,85
Damped-Theta	13,85	12,71	13,53	14,45	15,86	15,87	16,69	17,14	16,56	16,98	17,18	16,98
Naïve-Theta	11,81	10,46	13,25	13,77	16,09	16,13	16,33	17,23	16,97	17,05	17,02	16,52

Πίνακας 6.5 α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σύνολο Χρονοσειρών – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος sMAPE (%)											
Naïve	16,57	20,30	21,95	21,45	22,83	23,57	25,20	25,09	24,46	23,87	23,63	23,41
SES	17,91	21,17	22,19	22,19	22,99	22,98	24,68	25,03	24,72	24,57	24,74	24,56
Holt	19,50	22,49	23,17	23,92	24,16	24,38	25,14	25,65	25,49	25,59	26,02	26,32
Damped	19,08	22,08	22,70	23,67	24,08	24,41	25,18	25,74	25,66	25,61	25,92	26,15
Theta	18,75	22,07	22,57	22,78	23,08	23,06	24,50	24,92	24,74	24,64	24,89	24,84
LRL	21,17	23,80	23,47	24,85	24,43	25,10	26,15	27,27	27,76	28,54	29,32	29,54
Damped-SES	18,21	21,31	21,87	22,42	22,87	22,87	24,25	24,66	24,49	24,33	24,48	24,42
Damped-Theta	18,73	21,86	22,24	22,90	23,12	23,31	24,49	24,99	24,87	24,79	25,00	25,05
Naïve-Theta	16,41	19,88	21,20	21,03	22,00	22,28	23,89	24,13	23,76	23,45	23,43	23,31
	Διάμεσος sMAPE (%)											
Naïve	11,63	12,15	12,46	13,75	16,36	16,61	16,61	17,45	16,23	16,47	16,28	16,20
SES	14,36	12,88	14,10	14,02	15,42	15,89	16,59	16,06	15,23	15,26	16,63	16,45
Holt	15,36	12,28	13,96	14,09	15,17	15,46	16,63	16,50	15,79	15,50	16,99	16,97
Damped	14,69	12,28	13,96	14,25	15,51	15,53	16,46	16,32	15,73	15,37	16,16	15,94
Theta	15,13	14,12	14,00	13,99	15,15	15,56	15,99	15,64	15,51	15,61	16,68	16,97
LRL	14,53	12,87	13,48	14,17	15,50	16,90	17,30	17,65	16,77	18,33	18,08	19,66
Damped-SES	14,33	13,12	14,04	14,23	15,45	15,50	16,33	15,70	15,18	15,17	16,02	16,38
Damped-Theta	14,89	13,51	13,98	14,16	15,27	15,20	16,21	15,80	15,01	15,30	16,38	16,48
Naïve-Theta	11,33	10,58	13,83	13,81	14,82	15,33	15,73	15,98	15,77	15,89	16,04	15,74

Πίνακας 6.5 β – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	4	12	5	1	6	1	3	3	7
2	6	5	4	3	5	10	3	4	2
3	3	9	2	4	9	9	1	2	3
4	1	3	1	4	3	7	15	6	2
5	3	0	9	5	8	5	3	7	2
6	0	2	4	10	3	4	14	4	1
7	1	0	9	5	5	4	3	8	7
8	10	3	6	7	3	2	0	8	3
9	14	8	2	3	0	0	0	0	15

Πίνακας 6.5 γ - Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σύνολο Χρονοσειρών - Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	4	12	5	1	6	1	3	3	7
2	12	10	8	6	10	20	6	8	4
3	9	27	6	12	27	27	3	6	9
4	4	12	4	16	12	28	60	24	8
5	15	0	45	25	40	25	15	35	10
6	0	12	24	60	18	24	84	24	6
7	7	0	63	35	35	28	21	56	49
8	80	24	48	56	24	16	0	64	24
9	126	72	18	27	0	0	0	0	135
Σύνολο	257	169	221	238	172	169	192	220	252
Γενική Κατάταξη	6,12	4,02	5,26	5,67	4,10	4,02	4,57	5,24	6,00

Πίνακας 6.5 δ - Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE-Σύνολο Χρονοσειρών- Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	11	10	7	2	1	2	2	2	5
2	6	6	5	6	8	4	1	6	0
3	4	3	3	3	3	9	6	6	5
4	0	6	0	5	6	3	12	6	4
5	1	2	6	4	10	11	2	4	2
6	1	0	4	6	5	8	15	3	0
7	1	3	10	5	4	3	3	9	4
8	10	3	5	9	4	2	1	6	2
9	8	9	2	2	1	0	0	0	20

Πίνακας 6.5 ε – Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	11	10	7	2	1	2	2	2	5
2	12	12	10	12	16	8	2	12	0
3	12	9	9	9	9	27	18	18	15
4	0	24	0	20	24	12	48	24	16
5	5	10	30	20	50	55	10	20	10
6	6	0	24	36	30	48	90	18	0
7	7	21	70	35	28	21	21	63	28
8	80	24	40	72	32	16	8	48	16
9	72	81	18	18	9	0	0	0	180
Σύνολο	205	191	208	224	199	189	199	205	270
Γενική Κατάταξη	4,88	4,55	4,95	5,33	4,74	4,50	4,74	4,88	6,43

Πίνακας 6.5 στ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Σύνολο Χρονοσειρών- Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	8,13	7,77	8,76	10,39	10,93	11,85	12,22	11,46	11,08	10,65	10,60	11,15
SES	12,68	8,73	6,64	8,53	8,29	8,10	8,69	9,01	9,29	9,81	10,55	10,47
Holt	12,31	8,09	6,57	8,37	7,92	8,22	8,44	8,55	8,42	8,76	9,39	10,00
Damped	12,46	8,29	6,59	8,30	7,88	8,08	8,44	8,44	8,44	8,69	9,23	9,74
Theta	13,61	9,58	7,23	8,94	8,47	8,20	8,61	8,94	9,12	9,64	10,38	10,49
LRL	15,34	13,01	12,68	14,62	14,67	15,27	15,20	15,54	15,38	15,78	16,48	17,17
Damped-SES	12,57	8,51	6,54	8,37	8,05	8,00	8,49	8,66	8,81	9,19	9,84	10,06
Damped-Theta	13,04	8,93	6,73	8,49	8,07	8,04	8,44	8,61	8,72	9,10	9,75	10,07
Naïve-Theta	10,58	6,45	6,07	7,79	7,79	8,32	8,87	8,80	8,77	8,91	9,37	9,79

Πίνακας 6.5 ζ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Κατηγορίες Καταναλωτών – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
2	0	0	1	0	0	1	1	0	0
3	0	1	0	2	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	1	0	1
5	1	0	1	0	1	0	0	0	0
6	0	0	0	1	0	0	1	1	0
7	0	0	1	0	0	1	0	0	1
8	1	0	0	0	1	0	0	1	0
9	1	1	0	0	0	0	0	0	1
Γενική Κατάταξη	7,33	4,33	4,67	4,00	4,67	4,33	4,00	5,00	6,67

Πίνακας 6.5 η – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE-Κατηγορίες Καταναλωτών– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	18,22	19,50	23,81	22,34	27,04	27,87	34,87	31,55	29,23	27,55	26,92	25,72
SES	14,45	17,15	18,18	18,13	21,08	20,75	25,85	24,07	23,27	22,68	23,11	22,43
Holt	20,66	23,77	21,71	22,85	23,01	23,50	23,01	22,90	22,97	23,24	24,25	24,43
Damped	20,65	23,76	21,70	22,82	22,98	23,48	22,99	22,88	22,96	23,23	24,24	24,42
Theta	16,99	20,17	18,91	19,70	21,00	20,41	23,13	22,21	22,00	21,83	22,66	22,47
LRL	14,07	15,55	13,92	16,15	15,81	16,54	16,09	17,81	18,95	20,49	21,75	22,00
Damped-SES	17,09	20,23	18,54	19,43	20,52	20,20	22,78	22,00	21,81	21,73	22,56	22,38
Damped-Theta	18,82	21,97	19,47	20,64	20,82	20,96	22,22	21,81	21,83	21,94	22,91	22,92
Naïve-Theta	15,48	17,65	19,52	19,00	22,31	22,38	27,50	25,56	24,44	23,63	23,83	23,21

Πίνακας 6.5 θ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Γεωγραφικά Διαμερίσματα – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	0	2	0	0	1	0	0	1	1
2	1	1	0	0	2	1	0	0	0
3	1	1	0	0	0	3	0	0	0
4	0	1	0	0	0	0	3	1	0
5	0	0	2	0	0	1	1	1	0
6	0	0	1	2	2	0	0	0	0
7	0	0	1	1	0	0	1	1	1
8	1	0	0	2	0	0	0	1	1
9	2	0	1	0	0	0	0	0	2
Γενική Κατάταξη	6,20	2,20	6,40	7,00	3,40	3,20	4,80	5,00	6,80

Πίνακας 6.5 ι – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE-Γεωγραφικά Διαμερίσματα– Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	16,15	22,03	23,92	23,56	26,73	27,87	37,55	38,33	36,89	35,26	34,07	33,54
SES	16,76	21,67	23,54	23,79	26,34	26,37	34,91	35,88	34,79	33,58	32,75	32,38
Holt	17,53	21,94	24,08	25,26	27,38	27,58	34,95	35,63	34,77	33,70	33,05	32,92
Damped	17,13	21,66	23,79	25,29	27,93	28,28	37,09	38,41	37,45	35,96	34,98	34,62
Theta	17,21	22,11	23,63	24,01	26,00	26,14	34,29	35,19	34,25	33,05	32,24	31,89
LRL	19,43	22,81	23,00	23,83	25,18	26,02	34,03	35,03	34,70	34,19	33,87	33,64
Damped-SES	16,76	21,42	23,20	24,11	26,48	26,59	35,30	36,43	35,46	34,07	33,06	32,61
Damped-Theta	16,98	21,67	23,39	24,38	26,56	26,85	35,36	36,49	35,57	34,23	33,24	32,83
Naïve-Theta	15,43	20,99	22,86	22,94	25,58	26,05	34,97	35,93	34,78	33,42	32,40	31,98

Πίνακας 6.5κ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σημεία εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	4	7	5	1	4	1	3	1	6
2	5	4	3	3	1	8	2	4	2
3	2	7	2	2	9	4	1	2	3
4	1	2	1	4	3	6	9	5	1
5	2	0	4	5	7	4	2	6	2
6	0	2	3	5	1	4	13	3	1
7	1	0	7	4	5	3	2	6	4
8	8	3	6	5	2	2	0	5	1
9	9	7	1	3	0	0	0	0	12
Γενική Κατάταξη	5,81	4,47	5,16	5,59	4,28	4,19	4,63	5,16	5,72

Πίνακας 6.5λ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	22,62	36,30	33,62	27,37	28,23	40,79	48,30	46,73	44,89	43,46	41,33	40,24
SES	8,50	17,47	19,46	19,12	19,53	27,27	31,77	30,01	28,20	29,31	29,08	27,75
Holt	9,03	18,47	20,11	19,63	19,89	28,84	34,33	33,09	31,07	32,43	32,11	31,40
Damped	8,94	18,24	19,72	19,12	19,26	27,80	32,91	31,37	29,73	30,57	30,13	29,02
Theta	8,66	17,83	19,73	19,35	19,71	28,00	32,97	31,46	29,55	30,80	30,53	29,51
LRL	8,17	17,74	18,94	20,84	19,92	27,70	32,58	31,55	29,82	32,31	32,92	32,29
Damped-SES	8,72	17,86	19,59	19,12	19,39	27,53	32,34	30,69	28,97	29,94	29,61	28,39
Damped-Theta	8,80	18,04	19,72	19,23	19,48	27,90	32,94	31,42	29,64	30,69	30,33	29,27
Naïve-Theta	15,64	27,06	25,54	22,51	23,13	33,70	40,04	38,57	36,76	36,71	35,55	34,52

Πίνακας 6.5 μ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE- Σημεία εισόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	1	1	0	0	0	0	0	0	1
2	1	2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	1	2	0	0	0
4	0	0	0	2	0	1	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	1	2	0
6	0	0	1	0	0	0	2	0	0
7	0	0	0	1	2	0	0	0	0
8	0	0	2	0	0	0	0	1	0
9	1	0	0	0	0	0	0	0	2
Γενική Κατάταξη	4,00	1,67	7,33	5,00	5,67	3,33	5,67	6,00	6,33

Πίνακας 6.5 ν – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εισόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	15,49	20,55	22,92	23,17	26,58	26,53	36,43	37,46	36,06	34,42	33,31	32,84
SES	31,69	32,04	31,83	31,57	31,73	30,83	31,79	27,75	27,01	27,53	28,47	29,15
Holt	31,95	32,26	32,12	31,89	31,79	31,06	31,89	28,47	27,95	28,31	29,18	29,68
Damped	33,91	34,22	34,08	33,87	33,72	32,81	33,70	29,57	28,64	29,06	30,19	30,94
Theta	31,04	31,38	31,15	30,96	31,05	30,36	31,26	27,43	26,76	27,17	28,12	28,77
LRL	32,77	32,99	32,78	32,82	32,81	32,37	32,94	29,18	28,53	28,58	29,13	29,41
Damped-SES	31,86	32,19	32,00	31,81	31,79	30,96	31,92	27,81	26,99	27,42	28,48	29,27
Damped-Theta	32,02	32,35	32,15	31,98	31,92	31,17	32,05	28,06	27,24	27,64	28,67	29,45
Naïve-Theta	30,53	30,92	30,71	30,39	30,51	29,57	30,48	26,33	25,61	26,16	27,13	27,86

Πίνακας 6.5 ξ – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλαμάτων MAPE- Σημεία εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	3	6	5	1	4	1	3	1	5
2	4	2	3	3	1	8	2	4	2
3	2	7	2	2	8	2	1	2	3
4	1	2	1	2	3	5	9	5	1
5	2	0	4	5	7	4	1	4	2
6	0	2	2	5	1	4	11	3	1
7	1	0	7	3	3	3	2	6	4
8	8	3	4	5	2	2	0	4	1
9	8	7	1	3	0	0	0	0	10
Γενική Κατάταξη	6,00	4,76	4,93	5,66	4,14	4,28	4,52	5,07	5,66

Πίνακας 6.5 ο – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σημεία εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός ορίζοντας											
	1-1	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	1-7	1-8	1-9	1-10	1-11	1-12
	Μέσος όρος MAPE (%)											
Naïve	24,87	26,64	26,80	21,22	23,67	24,03	24,66	22,14	20,30	19,61	18,79	17,85
SES	19,92	21,62	21,77	16,49	18,83	19,16	19,76	17,33	15,56	15,69	15,55	14,52
Holt	20,07	21,83	22,05	16,72	19,15	19,55	20,22	17,83	16,10	16,10	15,83	14,88
Damped	20,07	21,83	22,05	16,72	19,15	19,55	20,22	17,83	16,10	16,10	15,83	14,88
Theta	20,00	21,73	21,91	16,59	18,98	19,35	19,98	17,57	15,82	15,89	15,69	14,70
LRL	8,58	7,22	7,05	11,09	9,23	8,91	8,39	10,19	11,50	13,94	15,74	16,11
Damped-SES	20,00	21,73	21,91	16,59	18,98	19,35	19,98	17,57	15,82	15,89	15,69	14,70
Damped-Theta	20,03	21,78	21,98	16,65	19,05	19,44	20,09	17,69	15,96	15,99	15,76	14,79
Naïve-Theta	22,43	24,18	24,35	18,90	21,32	21,68	22,31	19,85	18,06	17,74	17,23	16,27

Πίνακας 6.5 π – Μέσος όρος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE-Σύνολο Σημείων εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	0	2	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	2	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	2	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	2	0	0
5	0	0	2	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	2	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	1	1
8	0	0	0	0	0	0	0	1	1
9	2	0	0	0	0	0	0	0	0
Γενική Κατάταξη	9,00	1,00	5,00	6,00	2,00	3,00	4,00	7,50	7,50

Πίνακας 6.5 ρ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE- Σύνολο Σημείων εισόδου/εξόδου – Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Με βάση τους παραπάνω πίνακες στο σύνολο των 42 χρονοσειρών ο συνδυασμός των μεθόδων της κλασσικής μεθόδου «Theta» και της «Naive» παρουσιάζει το μικρότερο μέσο όρο για τα δύο είδη σφαλμάτων. Συγκεκριμένα για το δείκτη MAPE ο μέσος όρος είναι 15,42% με διάμεσο 11,44% και για το δείκτη sMAPE είναι 16,41% και 11,33% αντίστοιχα.

Όσο αφορά στους πίνακες αξιολόγησης για το σύνολο των 42 χρονοσειρών, παρατηρούμε ότι τις περισσότερες πρώτες θέσεις καταλαμβάνει οι μέθοδοι «SES» και «Naive», με 12 πρώτες θέσεις για το MAPE και 11 για το sMAPE αντίστοιχα. Στην επόμενη κατηγοριοποίηση ο συνδυασμός των μεθόδων «Damped-SES» καταλαμβάνει και τις δύο φορές την πρώτη θέση.

Bottom-Up προβλέψεις

Παρακάτω, παραθέτονται τα σφάλματα των Bottom-Up Προβλέψεων των πυραμίδων που αναλύσαμε στην παράγραφο §5.4 για τις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις ενώ παρατηρούμε και πάλι ότι η διαδικασία των Bottom-Up προβλέψεων δίνουν καλύτερα αποτελέσματα στο 50% των περιπτώσεων. Περισσότερη ανάλυση περί των αποτελεσμάτων στο Κεφάλαιο 7 που ακολουθεί.

Σφάλματα	Αποτελέσματα Bottom-Up Προβλέψεων		Αποτελέσματα αρχικών Προβλέψεων
	Σύνολο Καταναλωτών	Σύνολο Γεωγραφικών Διαμερισμάτων	Σύνολο αγωγών εξόδου
ME	161556,714	104567,7974	557322
MAE	284471,1763	520036,3542	557322
MSE	1,76792E+11	3,7124E+11	4,6E+11
MAPE	5,82%	11,28%	11,75%
Smape	6,11%	11,51%	12,76%
MASE	0,57	1,043593172	1,12

Πίνακας 6.6α – Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

Σφάλματα	Α/Α χρονοσειράς									
	Σημεία Εισόδου	Σημεία Εξόδου	Η/Π	Εξ.Αποκλ.Πελατών	Λοιποί Πελάτες	Στερεά Ελλάδα	Θεσσαλία	Μακεδονία	Θράκη	Πελ/νησος
	Αποτελέσματα Bottom-Up Προβλέψεων									
ME	97780	557322	459068	39940	58314	370752	9135	18707	114315	44412
MAE	388687	557322	459068	60496	111654	382930	17228	71474	141724	50773
MSE	2,3E+11	4,6E+11	3,1E+11	5,7E+09	2,2E+10	2,3E+11	4,9E+08	6,8E+09	3,2E+10	4,4E+09
MAPE	8,52%	11,75%	14,67%	9,93%	11,15%	12,75%	11,39%	8,39%	46,02%	12,61%
Smape	8,64%	12,76%	16,31%	10,29%	11,43%	14,02%	11,62%	8,44%	53,58%	13,76%
MASE	0,80	1,12	1,37	0,89	0,46	1,06	0,41	0,83	1,33	0,96
	Αποτελέσματα αρχικών Προβλέψεων									
ME	-337917,3	-298752,7	82916,5	15446,0	42520,6	-82815,5	13385,9	51697,2	111198,5	11101,6
MAE	624676,9	598431,7	226222,2	48936,4	121123,1	354157,9	21679,9	108991,3	140398,0	33977,7
MSE	5,45E+11	5,14E+11	1,04E+11	4,35E+09	2,25E+10	1,54E+11	7,84E+08	2,26E+10	3,14E+10	2,37E+09
MAPE	14,89%	14,15%	7,22%	8,21%	12,99%	12,61%	13,85%	12,01%	46,00%	8,75%
Smape	13,84%	13,24%	7,51%	8,23%	12,99%	12,38%	14,27%	12,76%	52,96%	8,92%
MASE	1,28	1,20	0,67	0,72	0,50	0,98	0,52	1,27	1,32	0,64

Πίνακας 6.6β – Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις

6.5 Αποτελέσματα για Μακροπρόθεσμο Ορίζοντα Πρόβλεψης

Στην παρούσα παράγραφο θα παρουσιαστούν αναλυτικά όλα τα αποτελέσματα που προέκυψαν κατά την παραγωγή των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Θα προηγηθεί, η παράγραφος των παραδοχών που θα αφορά τα αποτελέσματα των μοντέλων των απλών και πολλαπλών γραμμικών παλινδρομήσεων. Τα αποτελέσματα αυτά, όπως και τα όλα υπόλοιπα αποτελέσματα θα αναλυθούν σχολαστικά στο Κεφάλαιο 7.

6.5.1 Παραδοχές

Στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων δεν τίθεται θέμα εξέτασης και εξαίρεσης χρονοσειρών λόγω ακραίων τιμών καθώς όπως είναι φυσικό οι χρονοσειρές ετήσιων δεδομένων είναι πολύ περισσότερο εξομαλυμένες από αυτές των μηνιαίων και εβδομαδιαίων δεδομένων. Οι παραδοχές αυτής της ενότητας δεν αποτελούν τόσο παραδοχές παρά περισσότερο περιγραφή της διαδικασίας εξαγωγής των αποτελεσμάτων των μοντέλων γραμμικών παλινδρομήσεων. Όπως, λοιπόν, έχει αναφερθεί στην παράγραφο §5.6 τα μοντέλα γραμμική παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή διάφορη του χρόνου θα εξεταστούν μόνο στην περίπτωση των ετήσιων δεδομένων. Η επιπλέον ανεξάρτητη μεταβλητή είναι το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν της Ελλάδας. Κατά την δοκιμή των μοντέλων υπολογίστηκαν όλοι οι απαιτούμενοι δείκτες των γραμμικών παλινδρομήσεων, όπως αυτοί έχουν περιγραφεί και στο Κεφάλαιο 4(4.6.3.3) . Οι ανεξάρτητες μεταβλητές που λάβαμε υπόψη μας ήταν ο χρόνος, η τιμή του ΑΕΠ και η τροποποιημένη τιμή του ΑΕΠ. Η τελευταία υπολογίζεται ως το άθροισμα της παρούσας τιμής του ΑΕΠ με την αμέσως προηγούμενη της. Η προσθήκη της μεταβλητής αυτής θεωρήθηκε άξιας μελέτης λόγω των χαρακτηριστικών της χρονοσειράς της. Όπως και στις προηγούμενες διαδικασίες παραγωγής προβλέψεων, έτσι και σε αυτήν έγινε απόκρυψη των τιμών τελευταίων τεσσάρων ετών κάθε χρονοσειράς για την καλύτερη προσομοίωση των προβλέψεων. Εξετάσαμε λοιπόν την εξάρτηση των χρονοσειρών μας με κάθε μία από τις παρακάτω ομάδες ανεξάρτητων μεταβλητών:

Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

- Χρόνος – Τιμή Ετήσιας Μεταβολής ΑΕΠ
- Χρόνος – Τροποποιημένη Τιμή Ετήσιας Μεταβολής ΑΕΠ

Απλή Γραμμική Παλινδρόμηση

- Τιμή Ετήσιας Μεταβολής ΑΕΠ
- Τροποποιημένη Τιμή Ετήσιας Μεταβολής ΑΕΠ
- Χρόνος

Τα αποτελέσματα αυτής της διαδικασίας και οι ζητούμενοι δείκτες θα παρουσιαστούν σε επόμενο σημείο της παραγράφου αυτής. Τέλος, να σημειωθεί ότι κατά τη διαδικασία εξέτασης των παραπάνω εξαρτήσεων μελετήθηκαν μόνο οι τιμές μετά το έτος 1999. Πριν από το έτος αυτό, η συμπεριφορά των μεγεθών που αφορούν το φυσικό αέριο ήταν τελείως διαφορετική καθώς βρίσκονταν ακόμα σε πρώιμο στάδιο ανάπτυξης.

6.5.2 Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Στην παράγραφο αυτή γίνεται παρουσίαση των αποτελεσμάτων στο σύνολο των κατηγοριών του ενεργειακού ισοζυγίου. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται πίνακες που δίνουν το μέσο όρο και τη διάμεσο του συνόλου των σφαλμάτων των προβλέψεων για κάθε μοντέλο πρόβλεψης και για κάθε χρονικό ορίζοντα. Τα σφάλματα αυτά αφορούν τους δείκτες MAPE, sMAPE. Στη συνέχεια, δίνεται και Πίνακας με τα σφάλματα MAPE για κάθε χρονοσειρά ξεχωριστά για χρονικό ορίζοντα τεσσάρων ετών. Τέλος, παραθέτουμε και πίνακες με την κατάταξη των μεθόδων στο σύνολο των χρονοσειρών όπως αναφέρθηκαν και στην παράγραφο §6.2:

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός Ορίζοντας			
	1-1	1-2	1-3	1-4
	Μέσος Όρος MAPE (%)			
Naïve	13,60	17,96	19,27	21,57
SES	13,78	17,98	19,35	21,70
Holt	10,56	12,75	16,09	20,94
Damped	10,34	12,44	15,65	20,37
Theta	11,92	14,54	16,32	18,66
LRL	18,78	20,02	22,51	25,68
Damped-SES	10,00	11,99	13,36	15,20
Damped-Theta	8,93	10,65	12,72	15,69
Naïve-Theta	12,62	16,09	17,37	19,60
	Διάμεσος MAPE (%)			
Naïve	16,31	20,20	16,70	17,62
SES	16,31	20,20	16,70	17,62
Holt	11,07	12,64	15,92	19,95
Damped	11,07	12,80	16,12	20,19
Theta	14,36	16,03	16,51	18,65
LRL	19,61	19,65	21,25	23,91
Damped-SES	10,36	12,04	11,52	14,14
Damped-Theta	9,90	12,45	12,95	13,24
Naïve-Theta	14,20	17,79	15,56	15,93

Πίνακας 6.7α – Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο Πρόβλεψης	Χρονικός Ορίζοντας			
	1-1	1-2	1-3	1-4
	Μέσος Όρος sMAPE (%)			
Naïve	14,86	20,35	22,36	25,04
SES	15,03	20,36	22,43	25,13
Holt	10,52	12,88	15,91	19,81
Damped	10,34	12,62	15,57	19,41
Theta	12,64	15,94	18,04	20,25
LRL	20,66	22,38	24,80	27,20
Damped-SES	10,48	12,99	14,46	16,11
Damped-Theta	9,24	11,35	13,38	15,97
Naïve-Theta	13,60	17,95	19,73	22,06
	Διάμεσος sMAPE (%)			
Naïve	17,79	22,49	18,59	17,88
SES	17,79	22,49	18,59	17,97
Holt	11,72	12,44	14,99	18,46
Damped	11,72	12,58	15,16	18,65
Theta	14,46	17,56	16,76	18,98
LRL	21,75	21,81	23,12	26,93
Damped-SES	10,30	12,39	12,30	15,14
Damped-Theta	9,91	12,48	12,49	14,26
Naïve-Theta	15,31	19,94	17,14	17,54

Πίνακας 6.7 β- Μέσος όρος και Διάμεσος αποτελεσμάτων σφαλμάτων sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Από τους παραπάνω πίνακες παρατηρούμε πως μικρότερα σφάλματα παρουσιάζουν οι συνδυασμοί μεθόδων όπως αυτός της “Damped” και της “SES” ή αυτός της “Damped” και της “Theta”. Παρακάτω ακολουθούν οι υπόλοιποι πίνακες αξιολόγησης των μεθόδων.

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	3	0	1	0	4	2	0
2	1	2	0	3	3	3	0	0	0
3	0	1	2	0	1	2	3	2	1
4	1	0	0	2	4	1	1	2	1
5	0	1	2	1	3	4	0	0	1
6	0	0	1	2	0	2	4	2	1
7	3	0	2	1	0	0	0	4	2
8	5	3	2	2	0	0	0	0	0
9	0	5	0	1	0	0	0	0	6

Πίνακας 6.7γ – Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	3	0	1	0	4	2	0
2	2	4	0	6	6	6	0	0	0
3	0	3	6	0	3	6	9	6	3
4	4	0	0	8	16	4	4	8	4
5	0	5	10	5	15	20	0	0	5
6	0	0	6	12	0	12	24	12	6
7	21	0	14	7	0	0	0	28	14
8	40	24	16	16	0	0	0	0	0
9	0	45	0	9	0	0	0	0	54
Σύνολο	69	81	55	63	41	48	41	56	86
Γενική Κατάταξη	5,75	6,75	4,58	5,25	3,42	4,00	3,42	4,67	7,17

Πίνακας 6.7δ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη MAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	3	0	1	0	4	2	0
2	1	2	0	3	3	3	0	0	0
3	0	1	2	1	0	2	3	2	1
4	1	0	2	2	3	2	1	1	0
5	0	1	0	1	5	3	0	0	2
6	0	0	1	0	0	2	4	3	2
7	3	0	3	2	0	0	0	4	0
8	5	3	1	3	0	0	0	0	0
9	0	5	0	0	0	0	0	0	7

Πίνακας 6.7 ε – Πίνακας Κατάταξης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Θέση	Naïve	SES	Holt	Damped	Theta	Damped-SES	Damped-Theta	Naïve-Theta	LRL
1	2	0	3	0	1	0	4	2	0
2	2	4	0	6	6	6	0	0	0
3	0	3	6	3	0	6	9	6	3
4	4	0	8	8	12	8	4	4	0
5	0	5	0	5	25	15	0	0	10
6	0	0	6	0	0	12	24	18	12
7	21	0	21	14	0	0	0	28	0
8	40	24	8	24	0	0	0	0	0
9	0	45	0	0	0	0	0	0	63
Σύνολο	69	81	52	60	44	47	41	58	88
Γενική Κατάταξη	5,75	6,75	4,33	5,00	3,67	3,92	3,42	4,83	7,33

Πίνακας 6.7 στ – Πίνακας Βαθμολόγησης Μεθόδων με βάση το δείκτη sMAPE – Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Μοντέλο πρόβλεψης	Χρονοσειρές											
	Ακαθάριστη Εγχώρια Καταν.	Τομ.Μετατροπής	Καταν.Ενεργ. Τομέα	Διαθ.Ενέργ.προς Τελ.Καταν.	Τελ.Μη-Ενεργ.Καταν.	Τελ.Ενεργ.Καταν.	Τελ.Ενεργ.Καταν.	Τελ.Ενεργ.-Βιομηχανίες	Τελ.Ενεργ.-Μεταφορές	Τελ.Ενεργ.-Καταν.-Άλλοι Τομείς	Άλλοι Τομείς-Οικιακές Καταναλώσεις	Άλλοι Τομείς-Εμπόριο και Δημόσιες υπηρεσίες
Naïve	15,65	14,90	19,68	19,05	36,83	11,60	9,71	15,56	33,85	36,46	29,43	16,19
SES	15,65	14,90	21,02	19,05	36,83	11,60	9,71	15,70	33,85	36,46	29,43	16,19
Holt	10,68	18,80	35,84	7,96	34,36	5,44	36,19	22,70	21,09	34,15	10,96	13,14
Damped	10,68	18,80	35,84	7,96	34,36	5,44	29,84	22,70	21,58	33,10	10,96	13,14
Theta Classic	9,36	14,76	25,43	13,51	34,46	4,58	22,45	17,11	25,76	27,66	20,19	8,68
LRL	10,45	18,20	35,84	23,10	34,36	5,44	43,00	22,70	37,62	39,52	24,72	13,24
Damped-SES	9,36	14,76	27,32	13,51	35,60	5,52	19,28	17,45	6,14	4,59	20,19	8,68
Damped-Theta	9,10	16,78	30,64	10,74	34,41	4,58	26,15	19,90	5,02	4,47	15,57	10,91
Naïve-Theta	12,07	13,63	22,50	16,28	35,64	6,53	15,59	15,10	29,81	32,06	24,81	11,14

Πίνακας 6.7ζ –Πίνακας Αποτελεσμάτων με βάση το δείκτη sMAPE για κάθε χρονοσειρά –Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Παρατηρούμε πως την πρώτη θέση στην κατάταξη μοιράζονται από κοινού η μέθοδος “Theta” με τον συνδυασμό μεθόδων των “Theta” και “Damped”. Συγκεκριμένα, στην περίπτωση του δείκτη MAPE ισοβαθμούν στην πρώτη θέση της κατάταξης, ενώ για τον δείκτη sMAPE η πρώτη θέση πηγαίνει στον συνδυασμό “Theta –Damped”.

Bottom-Up προβλέψεις

Παρακάτω, παραθέτονται τα σφάλματα των Bottom-Up Προβλέψεων των πυραμίδων που αναλύθηκαν στην παράγραφο §5.4. Παρατηρούμε πως τα σφάλματα αυτά είναι ελαφρώς μεγαλύτερα των σφαλμάτων μέσω της κλασσικής διαδικασίας των προβλέψεων και μόνο σε μία περίπτωση είναι μικρότερα.

Σφάλματα	Α/Α χρονοσειράς				
	Ακαθάριστη Εγχώρια Καταν.	Ακαθάριστη Εγχώρια Καταν. ³	Διαθ.Ενέρ.προς Τελ.Καταν.	Τελ.Ενερ. Καταν.	Τελ.Ενερ. Καταν. - Άλλοι Τομείς
	Αποτελέσματα Bottom-Up Προβλέψεων				
ME	328	323	105	-25	8
MAE	333	332	105	39	19
MSE	173570,6	172007,9	13450,33	2707,363	434,2384
MAPE	9,79%	9,74%	9,93%	5,08%	5,01%
Smape	10,59%	10,54%	10,54%	4,90%	5,08%
MASE	0,99	0,99	0,58	0,71	0,34
Αποτελέσματα αρχικών Προβλέψεων					
ME	177,22	177,22	86,18	0,52	7,12
MAE	304,06	304,06	86,18	36,50	18,65
MSE	125822,24	125822,24	10349,64	2124,25	433,87
MAPE	9,10%	9,10%	7,96%	4,58%	5,02%
Smape	9,57%	9,57%	8,42%	4,54%	5,08%
MASE	0,97	0,97	0,99	0,69	0,44

Πίνακας 6.8 – Πίνακας Αποτελεσμάτων Bottom-Up Πρόβλεψης -Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

³ Πρόκειται για την δεύτερη περίπτωση Bottom-Up πρόβλεψης της χρονοσειράς «Ακαθάριστη Εγχώρια Κατανάλωση» (βλ. §5.4)

Αποτελέσματα Απλών και Πολλαπλών Γραμμικών Παλινδρομήσεων

Παρακάτω ακολουθούν ενδεικτικά αποτελέσματα τριών χρονοσειρών σχετικά με τους δείκτες συσχετίσεων των χρονοσειρών με το εκάστοτε σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών. Αυτές οι τρεις περιπτώσεις περιέχουν ενδεικτικά αποτελέσματα για το σύνολο των χρονοσειρών. Τα υπόλοιπα αποτελέσματα μπορείς κανείς να τα αναζητήσει στο παράρτημα της διπλωματικής εργασίας.

Παρατηρούμε πως υπάρχουν χρονοσειρές που το μόνο δεκτό μοντέλο παλινδρόμησης έχει ως ανεξάρτητη μεταβλητή μόνο την χρονική περίοδο, ενώ υπάρχουν χρονοσειρές που κανένα μοντέλο δεν είναι αποδεκτό.

Διεξοδική ανάλυση των αποτελεσμάτων ακολουθεί στο επόμενο κεφάλαιο.

Ακαθάριστη Εγχώρια Κατανάλωση									
	Model Summary		ANOVA			Coefficients			
Μεταβλητές	R	R square	F	Sig		B	Std.Error	t	Sig
GDP – t	,980 ^a	,960	60,493	,000 ^a	(Constant)	946,722	171,363	5,525	,003
					t	185,949	17,320	10,736	,000
					GDP	44,908	37,546	1,196	,285
(modified GDP) -t	,974 ^a	,949	46,681	,001 ^a	(Constant)	1081,047	310,808	3,478	,018
					t	187,901	19,614	9,580	,000
					modified GDP	5,406	37,670	,144	,891
(modified GDP)	,127 ^a	,016	,098	,764 ^a	(Constant)	1588,664	1229,959	1,292	,244
					modified GDP	47,139	150,271	,127	,314
GDP	,213 ^a	,045	,285	,613 ^a	(Constant)	1599,111	717,369	2,229	,067
					GDP	89,217	167,082	,534	,613
t	,974 ^a	,949	111,549	,000 ^a	(Constant)	1123,357	89,995	12,482	,000
					t	188,226	17,822	10,562	,000

Πίνακας 6.9α- Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις)

Τελική Μη-Ενεργειακή Κατανάλωση									
	Model Summary		ANOVA			Coefficients			
Μεταβλητές	R	R square	F	Sig		B	Std.Error	t	Sig
GDP – t	,164 ^a	,027	,069	,934 ^a	(Constant)	100,091	56,298	1,778	,136
					t	1,959	5,690	,344	,745
					GDP	1,284	12,335	,104	,921
(modified GDP) -t	,226 ^a	,051	,135	,877 ^a	(Constant)	136,551	89,100	1,533	,186
					t	2,265	5,623	,403	,704
					modified GDP	-4,013	10,799	-,372	,725
(modified GDP)	,143 ^a	,020	,124	,736 ^a	(Constant)	142,672	81,436	1,752	,130
					modified GDP	-3,510	9,950	-,353	,736
GDP	,063 ^a	,004	,024	,882 ^a	(Constant)	106,963	48,620	2,200	,070
					GDP	1,751	11,324	,155	,882
t	,158 ^a	,025	,153	,709 ^a	(Constant)	105,143	26,099	4,029	,007
					t	2,024	5,168	,392	,709

Πίνακας 6.9 β- Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Τελική Ενεργειακή Κατανάλωση- Βιομηχανίες									
	Model Summary		ANOVA		Coefficients				
Μεταβλητές	R	R square	F	Sig		B	Std.Error	t	Sig
GDP – t	,906 ^a	,822	11,524	,013 ^a	(Constant)	-,281	4,520	-,281	4,520
					t	2,187	,457	2,187	,457
					GDP	-,165	,990	-,165	,990
(modified GDP) -t	,912 ^a	,832	12,398	,012 ^a	(Constant)	-4,821	7,028	-,686	,523
					t	2,149	,444	4,844	,005
					modified GDP	,497	,852	,584	,585
(modified GDP)	,211 ^a	,045	,280	,616 ^a	(Constant)	,983	15,085	,065	,950
					modified GDP	,975	1,843	,529	,616
GDP	,068 ^a	,005	,028	,872 ^a	(Constant)	7,391	9,116	,811	,448
					GDP	,357	2,123	,168	,872
t	,906 ^a	,821	27,473	,002 ^a	(Constant)	-,929	2,099	-,442	,674
					t	2,179	,416	5,241	,002

Πίνακας 6.9 γ – Πίνακας Αποτελεσμάτων Πολλαπλών Παλινδρομήσεων-Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις

Κεφάλαιο 7^ο : Συζήτηση Αποτελεσμάτων

7.1 Εισαγωγή

Το τελευταίο βήμα στη διαδικασία παραγωγής προβλέψεων είναι η αξιολόγηση των μοντέλων και η επιλογή του πλέον κατάλληλου. Η σωστή αξιολόγηση είναι μια δύσκολη διαδικασία και η επιλογή του καταλληλότερου μοντέλου πολλές φορές δεν είναι εύκολη απόφαση. Αυτό που απαιτείται είναι ένα ικανοποιητικό πλήθος αποτελεσμάτων, γνώση του περιβάλλοντος του προβλεφθέντος μεγέθους και σωστή ερμηνεία των δεικτών σφαλμάτων. Στις περιπτώσεις που πραγματοποιείται σύγκριση μοντέλων σε μεγάλο αριθμό χρονοσειρών με διαφορετικές τιμές μέσων επιπέδων είναι απαραίτητη η χρήση δεικτών βασισμένων σε ποσοστιαία σφάλματα, όπως το MAPE και το sMAPE. Σημασία, επίσης σε αυτές τις περιπτώσεις, έχει όχι μόνο ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων κάθε μεθόδου αλλά και η συνέπειά της. Κατά πόσο δηλαδή παράγει σταθερά ικανοποιητικές προβλέψεις.

Στο τρέχον κεφάλαιο, πραγματοποιείται λεπτομερής ανάλυση και περιγραφή των αποτελεσμάτων που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 6. Η ανάλυση των αποτελεσμάτων θα ακολουθήσει την ίδια δομή με την παρουσίασή τους. Για κάθε χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης μελετώνται τα αποτελέσματα του συνόλου των χρονοσειρών αλλά και της κατάταξης των μεθόδων. Γίνεται σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων μέσω κλασσικών μεθόδων πρόβλεψης και εκείνων των Bottom-Up προβλέψεων. Στην κατηγορία των μακροπρόθεσμων προβλέψεων καλούμαστε να ερμηνεύσουμε σωστά και τα αποτελέσματα των μοντέλων των γραμμικών παλινδρομήσεων. Τέλος, θα επιχειρηθεί προσπάθεια εξαγωγής ενός γενικού συμπεράσματος.

7.2 Περί αποτελεσμάτων Βραχυπρόθεσμων Προβλέψεων

Στην παράγραφο αυτή θα αναλυθούν τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στην παράγραφο §6.3 με έμφαση στους Πίνακες 6.2 και 6.3. Δε θα αναλυθούν οι παραδοχές που υιοθετήθηκαν καθώς αυτές ήδη αναλύθηκαν στην αρχή κάθε ενότητας στο Κεφάλαιο 6.

7.2.1 Σύνολο αποτελεσμάτων

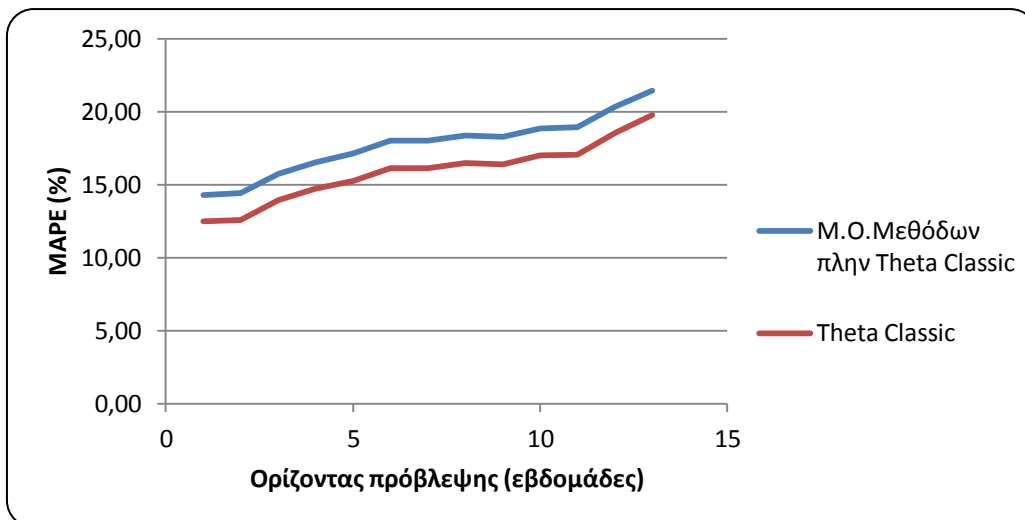
Με βάση τους Πίνακες συνολικών αποτελεσμάτων 6.2 α έως 6.2ρ μπορούν να εξαχθούν αρκετά και χρήσιμα συμπεράσματα. Αυτά είναι:

1. Για χρονικό ορίζοντα 13 εβδομάδων η μέθοδος Theta παρουσιάζει τους μικρότερους μέσους όρους και διάμεσους για τα σφάλματα MAPE και sMAPE από τις υπόλοιπες μεθόδους για το σύνολο των χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, οι μέσοι όροι αυτοί είναι 19,77% και 18,85% αντίστοιχα. Οι ποσοστιαίες διαφορές της μεθόδου με τα μικρότερα σφάλματα από τις υπόλοιπες φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα:

Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο -MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο -sMAPE
Theta	(19,77%)+0,00	Theta	(18,85%)+0,00
Damped-theta	+0,50	Damped-theta	+0,72
Holt	+0,81	Holt	+1,14
Damped	+1,08	Damped	+1,53
Damped-ses	+1,08	Damped-ses	+1,65
Ses	+1,33	Ses	+2,08
Naïve-theta	+12,38	Naïve-theta	+17,01
LRL	+22,29	LRL	+35,97
Naïve	+28,58	Naïve	+43,69

Πίνακας 7.1 – Ποσοστιαίες Διαφορές Μ.Ο. MAPE και sMAPE

Παρατηρούμε πως υπάρχουν μικρές διαφορές μεταξύ της μεθόδου Theta και των μεθόδων εξομάλυνσης ενώ και οι συνδυασμοί μεθόδων δίνουν αρκετά καλά σφάλματα. Αντίθετα, οι μέθοδοι της γραμμικής παλινδρόμησης(LRL) και η απλοϊκή μέθοδος (Naïve) είχαν μεγάλη απόκλιση. Κάτι τέτοιο ήταν αναμενόμενο αφού πρόκειται για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Η μεν μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης δε δίνει ιδιαίτερη βαρύτητα στα βραχυπρόθεσμα χαρακτηριστικά των χρονοσειρών ενώ η απλοϊκή μέθοδος δε μπορεί να προβλέψει επιτυχώς τις διακυμάνσεις που παρατηρούνται. Παρόμοια αποτελέσματα λαμβάνουμε και από τις διαμέσους των σφαλμάτων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει και το διάγραμμα που παρατίθεται παρακάτω και δίνει την πορεία των σφαλμάτων της καλύτερης μεθόδου (Theta) σε σχέση με το μέσο όρο των υπολοίπων.



Διάγραμμα 7.1 – Σύγκριση μεταξύ MAPE μεθόδου Theta και μέσου όρου υπολοίπων- Βραχυπρόθεσμες προβλέψεις

Όπως γίνεται φανερό , ο μέσος όρος των σφαλμάτων της μεθόδου Theta είναι αρκετά χαμηλότερος σε σχέση με το μέσο επίπεδο σφαλμάτων των υπόλοιπων μοντέλων.

2. Από τους πίνακες 6.2 α και 6.2β διαπιστώνει κανείς πως οι μέσοι όροι και οι διάμεσοι των σφαλμάτων κυμαίνονται στο ίδιο περίπου επίπεδο. Από αυτό μπορούμε να συμπεράνουμε πως στο σύνολο των χρονοσειρών δεν υπάρχουν μεγάλες διακυμάνσεις. Δεν υπάρχει δηλαδή σφάλμα που να ξεχωρίζει και να επηρεάζει το μέσο όρο αυτό αλλά είναι κανονικά κατανοημένα.
3. Παρακολουθώντας τους πίνακες είναι προφανές ότι υπάρχει εξάρτηση μεταξύ μέσου όρου και διαμέσου των δεικτών με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, με την αύξηση του επιθυμητού ορίζοντα πρόβλεψης αυξάνονται και τα αντίστοιχα σφάλματα. Κάτι τέτοιο είναι αναμενόμενο καθώς με την αύξηση της χρονικής διάρκειας του ορίζοντα πρόβλεψης αυξάνεται παράλληλα η αβεβαιότητα και το ρίσκο των προβλέψεων. Συγκεκριμένα, για την μέθοδο με το μικρότερο σφάλμα για ορίζοντα 13 εβδομάδων , την Theta, παρατηρείται μια αύξηση της τάξης του 57,91% μεταξύ του μέσου όρου σφάλματος MAPE για χρονικό ορίζοντα 1 εβδομάδας και αυτού για 13 εβδομάδες. Στην περίπτωση του sMAPE το αντίστοιχο ποσοστό είναι ίσο με 62,22% . Κάτι τέτοιο γίνεται αντιληπτό και από το διάγραμμα 7.1 που δίνει την εξάρτηση του MAPE από τον ορίζοντα πρόβλεψης.
4. Με βάση τα αποτελέσματα των πινάκων 6.2γ και 6.2 ε είναι σαφές πως η αποτελεσματικότητα κάθε μεθόδου δε συνάδει με τον αριθμό των περισσότερων πρώτων θέσεων. Στους πίνακες για το MAPE και το σύνολο των χρονοσειρών, η απλοϊκή μέθοδος και η μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης καταλαμβάνουν τις

περισσότερες πρώτες θέσεις (13 και 12 αντίστοιχα) σε αριθμό 43 χρονοσειρών. Παρόλα αυτά ο μέσος όρος των σφαλμάτων τους απέχει αρκετά από αυτό της καλύτερης μεθόδου Theta, η οποία κατέχει μόλις μία πρώτη θέση. Αυτό το αποτέλεσμα χρίζει ιδιαίτερης ερμηνείας. Καταρχάς, η ύπαρξη τόσο πρώτων θέσεων είναι ένα στοιχείο πως δεν μπορούμε να αποκλείσουμε εντελώς την αποτελεσματικότητα αυτών των μεθόδων σε ορισμένες χρονοσειρές. Αυτό, ωστόσο, που μετράει για ένα μοντέλο πρόβλεψης είναι η συνέπεια. Η ικανότητα, δηλαδή, να παράγει συνεχώς προβλέψεις σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο. Για τις μεθόδους Naïve και LRL αυτό δεν ισχύει καθώς καταλαμβάνουν και τις περισσότερες τελευταίες θέσεις και μάλιστα περισσότερες από τις αντίστοιχες πρώτες. Αντίθετα οι μέθοδοι εξομάλυνσης, η μέθοδος Theta και οι συνδυασμοί αυτών καταλαμβάνουν πολλές ενδιάμεσες θέσεις.

5. Η τεχνική αξιολόγησης των μεθόδων όπως παρουσιάζεται στους Πίνακες 6.2 δ και 6.2.στ είναι μια ιδιαίτερα αποτελεσματική μέθοδος καθώς επιβραβεύεται η κατάταξη κάθε χρονοσειράς με το αντίστοιχο βάρος. Για το σύνολο των χρονοσειρών, στην γενική κατάταξη τις πρώτες θέσεις καταλαμβάνουν οι μέθοδοι SES και Theta Classic με δείκτες 4,23 και 4,09 για τα σφάλματα MAPE και sMAPE αντίστοιχα. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται οι ποσοστιαίες διαφορές των δεικτών της καλύτερης μεθόδου από των υπολοίπων.

Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη-MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη-sMAPE
SES	(4,23)+0,00	Theta	(4,09)+0,00
Theta	+3,85	SES	+1,15
Damped-SES	+9,89	Holt	+12,64
Holt	+10,99	Damped-Theta	+13,79
Damped-Theta	+10,99	Damped-SES	+17,24
Damped	+24,73	Naïve-Theta	+26,44
Naïve-Theta	+27,47	Naïve	+29,89
Naïve	+37,36	Damped	+33,33
LRL	+37,91	LRL	+77,59

Πίνακας 7.2 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE

Με εξαίρεση το μοντέλο σταθερού επιπέδου (SES) τα αποτελέσματα συνάδουν σε μεγάλο βαθμό με αυτά του Πίνακα 7.1. Γενικά, αυτός ο τρόπος αξιολόγησης απεικονίζει σε πολύ καλό βαθμό την αποτελεσματικότητα κάθε χρονοσειράς καθώς επιβραβεύει την συνέπεια της καθεμιάς.

6. Ένα ενδιαφέρον συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε από τα αποτελέσματα των χρονοσειρών που παρουσιάζονται στο παράρτημα της διπλωματικής αφορά την αποτελεσματικότητα της πρόβλεψης ανάλογα με την κατηγορία κάθε χρονοσειράς. Αξίζει να παρατηρήσουμε, δηλαδή, σε ποιο είδος είχαμε καλύτερα

ποσοστά προβλέψεων. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζουμε τους μέσους όρους των καλύτερων αποτελεσμάτων των χρονοσειρών που αποτελούν κάθε κατηγορία για τον δείκτη MAPE:

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μέσος Όρος MAPE	Μέσος Όρος sMAPE
Σύνολο εισόδων-εξόδων	16,96%	17,62%
Κατηγορία Καταναλωτών	16,56%	17,11%
Γεωγραφικά διαμερίσματα	18,05%	18,74%
Αγωγοί	17,46%	16,51%
Μη Εποχιακές χρονοσειρές	16,64%	16,78%
Εποχιακές χρονοσειρές	18,56%	16,98%
Σύνολο χρονοσειρών	17,45%	16,86%

Πίνακας 7.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών

Παρατηρούμε πως το επίπεδο του μέσου όρου των προβλέψεων παραμένει σχεδόν ίδιο και γύρω στο 16 - 18%. Να αναφέρουμε ότι οι προβλέψεις στις χρονοσειρές που δεν παρουσίαζαν εποχιακή συμπεριφορά έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις εποχιακές, σύμφωνα με το δείκτη MAPE.

7. Παραμένοντας σε επίπεδο χρονοσειρών και των καλύτερων αποτελεσμάτων τους μια καλή εικόνα των αποτελεσμάτων μας δίνεται από τον παρακάτω Πίνακα. Σε αυτόν, παρουσιάζονται ποσοστά στο σύνολο των 43 χρονοσειρών σχετικά με το διάστημα στο οποίο βρίσκονται τα σφάλματα τους.

Διάστημα	MAPE- Ποσοστό χρονοσειρών	sMAPE- Ποσοστό χρονοσειρών
(0% , 5%)	7,0%	7,0%
(5% , 10%)	16,3%	16,3%
(10% , 15%)	16,3%	16,3%
(15% , 20%)	37,2%	39,5%
(20% , 30%)	18,6%	14,0%
(30% , ∞)	4,7%	7,0%

Πίνακας 7.4 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων

Διαπιστώνουμε πως το σφάλμα MAPE είναι μικρότερο από 20 % στο 76,8 % των περιπτώσεων. Ομοίως, για το σφάλμα sMAPE το 79,1 % των χρονοσειρών έδωσε σφάλμα μικρότερο του 20%.

8. Με βάση τους πίνακες παραμετρικής κατάταξης προκύπτει ο παρακάτω συγκεντρωτικός πίνακας που δίνει την καλύτερη μέθοδο για κάθε κατηγορία χρονοσειράς:

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μοντέλο Πρόβλεψης
Σύνολο εισόδων-εξόδων	Naïve
Κατηγορίες Καταναλωτών	SES
	Naïve
Γεωγραφικά διαμερίσματα	SES
Ανά σημείο εισόδου/εξόδου	SES
Ανά σημείο εισόδου	SES
Ανά σημείο εξόδου	Theta
Σύνολο χρονοσειρών	SES

Πίνακας 7.5 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE

Διαπιστώνουμε ότι στις περισσότερες κατηγορίες χρονοσειρών κυριαρχεί το μοντέλο σταθερού επιπέδου εκθετικής εξομάλυνσης (SES).

7.2.2 Bottom-Up προβλέψεις

Σε αυτήν την υποενότητα θα αναλυθούν τα αποτελέσματα των Πινάκων 6.3 α και 6.3 β του 6^{ου} Κεφαλαίου. Αναλυτικότερα:

1. Τα αποτελέσματα των Bottom-Up προβλέψεων υπερνικούν αυτά των κανονικών μεθόδων πρόβλεψης, μόλις σε τρεις περιπτώσεις και δεν είναι τόσο αποτελεσματικές όσο αυτές. Βέβαια, δεν παρατηρούνται μεγάλες αποκλίσεις, παρά μόνο δύο έως τέσσερις ποσοστιαίες μονάδες απόλυτων μεγεθών. Αυτό, είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικό για τη χρήση των Bottom-up προβλέψεων.
2. Μεγάλο ρόλο σε αυτή τη διαφορά των σφαλμάτων διαδραματίζει και η εξαίρεση ορισμένων χρονοσειρών από τη διαδικασία των προβλέψεων καθώς δε μπορούσαν να προβλεφθούν σωστά. Παρόλα αυτά, η διαδικασία των Bottom-Up προβλέψεων, δείχνει ότι είτε αποφασίζουμε να προβλέψουμε σε χαμηλότερο επίπεδο ιεραρχίας είτε σε υψηλότερο μπορούμε να λάβουμε σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα και γι αυτό είναι συνήθης ο συνδυασμός αυτών, ιδιαίτερα σε επιχειρηματικό επίπεδο.

7.3 Περί αποτελεσμάτων Μεσοπρόθεσμων Προβλέψεων

Στην παράγραφο αυτή θα αναλυθούν τα αποτελέσματα του παρουσιάστηκαν στην παράγραφο §6.4 με έμφαση στους Πίνακες 6.5 και 6.6. Και εδώ, δε θα αναλυθούν οι παραδοχές που υιοθετήθηκαν καθώς αυτές ήδη αναλύθηκαν στην αρχή κάθε ενότητας στο Κεφάλαιο 6 παρά μόνο τα αποτελέσματα.

7.3.1 Σύνολο αποτελεσμάτων

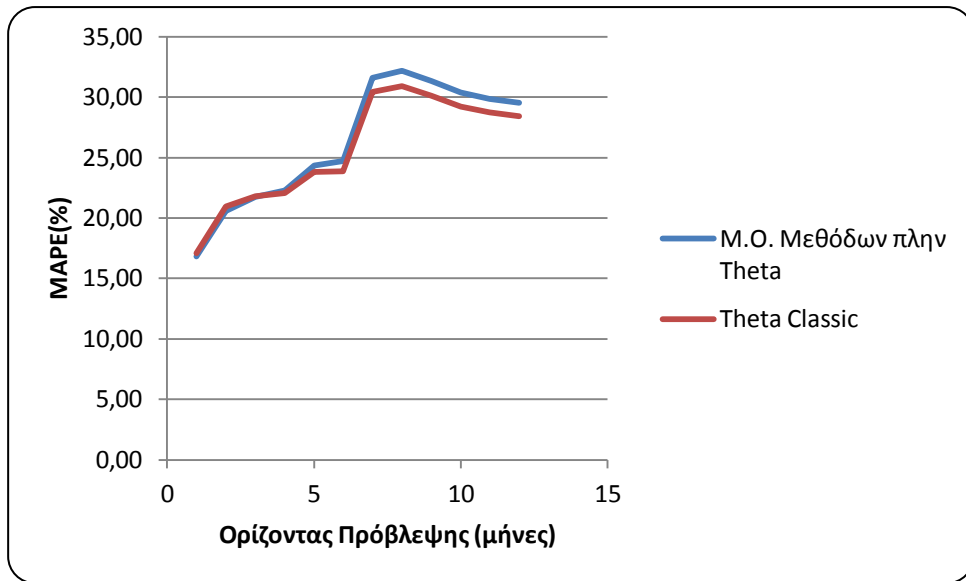
Με βάση τους Πίνακες συνολικών αποτελεσμάτων 6.5 α έως 6.5ρ μπορούν να εξαχθούν αρκετά και χρήσιμα συμπεράσματα. Αυτά είναι:

1. Για χρονικό ορίζοντα 12 μηνών μικρότερο μέσο όρο και διάμεσο σφαλμάτων MAPE παρουσιάζει η μέθοδος Theta με 28,42% και ο συνδυασμός των Naïve-Theta με 16,52% αντίστοιχα. Στην περίπτωση του δείκτη sMAPE αποκλειστικά ο συνδυασμός των Naïve-Theta έχει το μικρότερο μέσο όρο και διάμεσο με 23,31% και 16,74%. Οι ποσοστιαίες διαφορές της μεθόδου με τα μικρότερα σφάλματα από τις υπόλοιπες φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα:

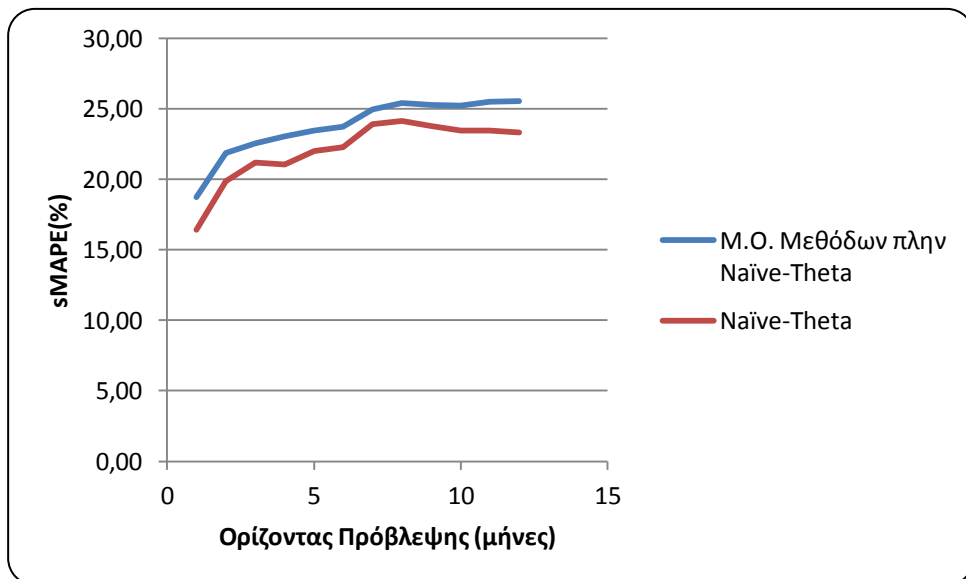
Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο - MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο-sMAPE
Theta	(28,42%)+0,00	Naïve-theta	(23,31%)+0,00
Naïve-theta	+0,63	Naïve	+0,40
Ses	+1,26	Damped-ses	+4,75
Damped-ses	+1,77	Ses	+5,33
Damped-theta	+2,62	Theta	+6,56
Holt	+3,50	Damped-theta	+7,44
LRL	+6,41	Damped	+12,17
Naïve	+6,47	Holt	+12,89
damped	+7,98	LRL	+26,72

Πίνακας 7.6 – Ποσοστιαίες Διαφορές M.O. MAPE και sMAPE

Από τον παραπάνω πίνακα διαπιστώνουμε ότι οι αποκλίσεις από την καλύτερη μέθοδο είναι σχετικά μικρές και μόνο στην περίπτωση του sMAPE και της μεθόδου γραμμικής παλινδρόμησης η διαφορά είναι μεγαλύτερη. Σε σχέση με τον αντίστοιχο πίνακα 7.1 των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων παρατηρούμε ότι οι αποκλίσεις μεταξύ καλύτερης και χειρότερης μεθόδου είναι μικρότερες. Η LRL και η Naïve μάλιστα έχουν πολύ μικρότερες αποκλίσεις από την περίπτωση των βραχυπρόθεσμων. Κάτι τέτοιο είναι αναμενόμενο καθώς στα μηνιαία δεδομένα το επίπεδο είναι πιο ομαλό και δεν υπάρχουν τόσο πολλές αυξομειώσεις. Παρόμοια αποτελέσματα λαμβάνουμε και από τις διαμέσους των σφαλμάτων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν και εδώ τα διαγράμματα που παρατίθενται παρακάτω και δίνουν την πορεία των σφαλμάτων MAPE και sMAPE της καλύτερης μεθόδου (Theta, Naïve-Theta) σε σχέση με το μέσο όρο των υπολοίπων.



Διάγραμμα 7.2 – Σύγκριση μεταξύ MAPE μεθόδου Theta και μέσου όρου υπολοίπων- Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις



Διάγραμμα 7.3 – Σύγκριση μεταξύ sMAPE συνδυασμού Naïve-Theta και μέσου όρου υπολοίπων- Μεσοπρόθεσμες προβλέψεις

2. Άξιο αναφοράς είναι το γεγονός πως το επίπεδο των σφαλμάτων στις μεσοπρόθεσμες προβλέψεις είναι ελαφρά υψηλότερο από το αντίστοιχο των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων. Γενικά, αύξηση του ορίζοντα πρόβλεψης μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερα σφάλματα ειδικά αν μέσα σε αυτό το χρονικό διάστημα παρατηρούνται διαφορετικά πρότυπα στις χρονοσειρές.
3. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η δεύτερη στήλη του Πίνακα 7.6. Συγκεκριμένα, διαπιστώνουμε πως ορισμένες φορές ο συνδυασμός μεθόδων μπορεί να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα από ότι ξεχωριστά η κάθε μία. Βλέπουμε, ότι η τιμή αυτού του σφάλματος δε βρίσκεται εντός του διαστήματος

που ορίζεται από τα σφάλματα των μεθόδων, όπως είναι το σύνηθες, αλλά βρίσκεται εκτός αυτού. Βλέπουμε δηλαδή ότι ο συνδυασμός των Naïve και Theta είναι η καλύτερη μέθοδος με αποκλίσεις 0,40% και 6,65% από τις συνιστώσες του αντίστοιχα.

4. Από τους πίνακες 6.5 α και 6.5β διαπιστώνει κανείς πως αυτή τη φορά , οι μέσοι όροι και οι διάμεσοι των σφαλμάτων δεν κυμαίνονται στο ίδιο επίπεδο. Αυτό υποδεικνύει την ύπαρξη κάποιων ακραίων τιμών που μπορεί να επηρεάζουν τον υπολογισμό του μέσου όρου.
5. Και στην περίπτωση των μεσοπρόθεσμων προβλέψεων αντιλαμβάνεται κανείς πως υπάρχει σαφής εξάρτηση μεταξύ μέσου όρου και διαμέσου των δεικτών με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Γενικά, με την αύξηση του επιθυμητού ορίζοντα πρόβλεψης αυξάνονται και τα αντίστοιχα σφάλματα. Συγκεκριμένα, για την μέθοδο με το μικρότερο σφάλμα MAPE για ορίζοντα 12 μηνών, την Theta, παρατηρείται μια αύξηση της τάξης του 66,59% μεταξύ του μέσου όρου για χρονικό ορίζοντα ενός μήνα και αυτού για 12 μήνες. Στην περίπτωση του sMAPE το αντίστοιχο ποσοστό για τον συνδυασμό Naïve-Theta είναι ίσο με 42,05%. Μάλιστα, όσο αφορά το δείκτη MAPE παρατηρούμε πως η διαφορά με το μέσο όρο των υπολοίπων αυξάνεται καθώς αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης. Κάτι τέτοιο γίνεται αντιληπτό και από τα διαγράμματα 7.2 και 7.3 που δίνουν την εξάρτηση των ανωτέρω σφαλμάτων από τον ορίζοντα πρόβλεψης.
6. Από τους Πίνακες 6.5 γ και 6.5. ε , παρατηρούμε ότι σχετικά με το MAPE, η μέθοδος εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου καταλαμβάνει τις περισσότερες πρώτες θέσεις (12) σε αριθμό 42 χρονοσειρών. Αντίστοιχα, για το sMAPE είναι η Naïve αυτή που καταλαμβάνει τις περισσότερες θέσεις(11) με την SES να ακολουθεί με 10. Εδώ δε παρατηρείται το φαινόμενο που παρατηρήθηκε στις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις. Στις μεσοπρόθεσμες ο αριθμών των πρώτων θέσεων μας δίνει γενικά και τις μεθόδους με αρκετά καλή επίδοση. Βέβαια, αυτή δεν είναι λόγω των πρώτων θέσεων αλλά κυρίως της συνέπειας που είχαμε επισημάνει ότι χρειάζεται να έχει μία μέθοδος. Παρατηρώντας πιο αναλυτικά τους πίνακες αυτούς διαπιστώνουμε πως αυτή τη φορά υπάρχει η απαιτούμενη συνέπεια, πλην βέβαια της Naïve για το sMAPE.
7. Για αυτό το λόγο είναι απαραίτητη η τεχνική αξιολόγησης των μεθόδων όπως παρουσιάζεται στους Πίνακες 6.5 δ και 6.5.στ που δίνει έμφαση κυρίως στα συνεχή καλά αποτελέσματα μιας μεθόδου. Στο σύνολο των χρονοσειρών, στην γενική αυτή κατάταξη τις πρώτες θέσεις καταλαμβάνουν οι μέθοδοι SES και ο συνδυασμός SES-Damped με δείκτες 4,02 αμφότεροι για τα σφάλματα MAPE και η SES-Damped με 4,50 για το sMAPE. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται οι ποσοστιαίες διαφορές των δεικτών της καλύτερης μεθόδου από των υπολοίπων.

Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη μέθοδο- MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη μέθοδο- sMAPE
SES	(4,02)+0,00	Damped-SES	(4,50)+0,00
Damped-SES	+0,00	SES	+1,06
Theta	+1,78	Theta	+5,29
Damped-Theta	+13,61	Damped-Theta	+5,29
Naïve-Theta	+30,18	Naïve	+8,47
Holt	+30,77	Naïve-Theta	+8,47
Damped	+40,83	Holt	+10,05
LRL	+49,11	Damped	+18,52
Naïve	+52,07	LRL	+42,86

Πίνακας 7.7 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE

Τα αποτελέσματα για τα δύο αυτά σφάλματα σε γενικές γραμμές συμφωνούν μεταξύ τους, όσο αφορά τουλάχιστον τις πρώτες θέσεις. Όμως, δε συμπίπτουν με τα αποτελέσματα του Πίνακα 7.1. Γι αυτό το λόγο, είναι η αξιολόγηση των μεθόδων είναι μια δύσκολη διαδικασία και η επιλογή του εκάστοτε μοντέλου εξαρτάται από αρκετούς παράγοντες.

8. Ακολουθώντας την ίδια λογικά με τις βραχυπρόθεσμες προβλέψεις παρουσιάζουμε πίνακες που δίνουν τους μέσους όρους των σφαλμάτων MAPE σχετικά με την κατηγορία των χρονοσειρών.

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μέσος Όρος MAPE	Μέσος Όρος sMAPE
Σύνολο εισόδων-εξόδων	14,52%	13,68%
Κατηγορία Καταναλωτών	9,38%	9,77%
Γεωγραφικά διαμερίσματα	18,64%	19,96%
Αγωγοί	26,65%	23,50%
Μη Εποχιακές χρονοσειρές	20,86%	19,67%
Εποχιακές χρονοσειρές	27,93%	24,25%
Σύνολο χρονοσειρών	23,89%	21,63%

Πίνακας 7.8 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών

Παρατηρούμε πως χαμηλότερο μέσο όρο σφαλμάτων παρουσιάζει η κατηγορία των χρονοσειρών που περιλαμβάνει τους Καταναλωτές ενώ το υψηλότερο η πρόβλεψη των αγωγών ξεχωριστά.

9. Παραμένοντας σε επίπεδο χρονοσειρών και των καλύτερων αποτελεσμάτων τους μια καλή εικόνα των αποτελεσμάτων μας δίνεται από τον παρακάτω Πίνακα. Σε αυτόν, παρουσιάζονται ποσοστά στο σύνολο των 42 χρονοσειρών σχετικά με το διάστημα στο οποίο βρίσκονται τα σφάλματα τους.

Διάστημα	MAPE- Ποσοστό χρονοσειρών	sMAPE- Ποσοστό χρονοσειρών
(0% , 5%)	0,0%	0,0%
(5% , 10%)	28,6%	31,0%
(10% , 15%)	23,8%	23,8%
(15% , 20%)	19,0%	19,0%
(20% , 30%)	7,1%	7,1%
(30% , ∞)	21,4%	19,0%

Πίνακας 7.9 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων

Διαπιστώνουμε πως το 65,4 % και το 73,8 % των χρονοσειρών δίνουν σφάλμα MAPE και sMAPE μικρότερο του 20% αντίστοιχα.

Παρατηρούμε πως χαμηλότερο μέσο όρο σφαλμάτων παρουσιάζει η κατηγορία των χρονοσειρών που περιλαμβάνει τους Καταναλωτές ενώ το υψηλότερο η πρόβλεψη των αγωγών ξεχωριστά.

9. Με βάση τους πίνακες παραμετρικής κατάταξης προκύπτει ο παρακάτω συγκεντρωτικός πίνακας που δίνει την καλύτερη μέθοδο για κάθε κατηγορία χρονοσειράς:

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μοντέλο Πρόβλεψης
Σύνολο εισόδων-εξόδων	SES
Κατηγορίες Καταναλωτών	Damped-Theta
	Damped
Γεωγραφικά διαμερίσματα	SES
Ανά σημείο εισόδου/εξόδου	Damped- SES
Ανά σημείο εισόδου	SES
Ανά σημείο εξόδου	Theta
Σύνολο χρονοσειρών	SES

Πίνακας 7.10 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE

Διαπιστώνουμε ότι στις περισσότερες κατηγορίες χρονοσειρών κυριαρχεί το μοντέλο σταθερού επιπέδου εκθετικής εξομάλυνσης (SES), μόνο του ή με κάποιο συνδυασμό το μοντέλο φθίνουσας τάσης.

7.3.2 Bottom-Up προβλέψεις

Σε αυτήν την υποενότητα θα αναλυθούν τα αποτελέσματα των Πινάκων 6.6 α και 6.6 β του 6^{ου} Κεφαλαίου. Αναλυτικότερα:

1. Η αποτελεσματικότητα των Bottom-Up στην περίπτωση των μεσοπρόθεσμων προβλέψεων είναι καλύτερη από αυτήν των βραχυπρόθεσμων. Εδώ, οι Bottom-Up προβλέψεις έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα στις επτά από τις δώδεκα περιπτώσεις σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους πρόβλεψης. Στις υπόλοιπες ήταν αρκετά κοντά η μεταξύ τους διαφορά. Ειδικότερα, στην περίπτωση πρόβλεψης του συνόλου των αγωγών εξόδου με βάση την κατηγοριοποίηση ως προς τους καταναλωτές η Bottom-Up πρόβλεψη έδωσε μικρότερο σφάλμα έως και 50,46% . Μπορούμε να συμπεράνουμε λοιπόν, ότι μπορεί κάποιος να βασιστεί σε αυτού του είδους προβλέψεις όταν έχει αρκετά επίπεδα ιεραρχίας.
2. Και εδώ, επίδραση, είτε θετική είτε αρνητική, σε αυτή τη διαφορά των σφαλμάτων είχε η εξαίρεση των χρονοσειρών που δε υπήρχε η δυνατότητα να προβλεφθούν σωστά.

7.3 Περί αποτελεσμάτων Μακροπρόθεσμων Προβλέψεων

Στην παράγραφο αυτή θα αναλυθούν τα αποτελέσματα του παρουσιάστηκαν στην παράγραφο §6.5 με έμφαση στους Πίνακες 6.7,6.8 και 6.9.

7.3.1 Σύνολο αποτελεσμάτων

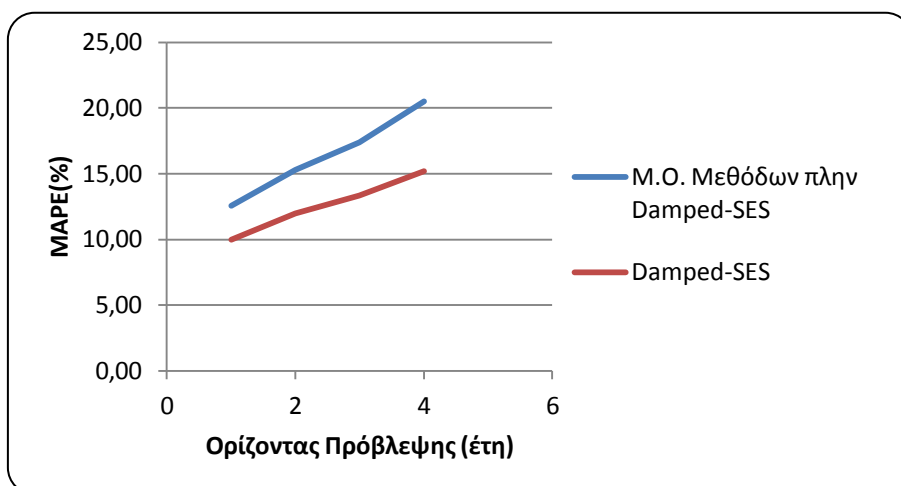
Με βάση τους Πίνακες συνολικών αποτελεσμάτων 6.5 α έως 6.5στ μπορούν να εξαχθούν αρκετά και χρήσιμα συμπεράσματα. Αυτά είναι:

1. Για χρονικό ορίζοντα 4 ετών μικρότερο μέσο όρο και διάμεσο σφαλμάτων MAPE παρουσιάζει ο συνδυασμός των SES-Damped με 15,20% και ο συνδυασμός των Damped-theta με 13,24% αντίστοιχα. Στην περίπτωση του δείκτη sMAPE αποκλειστικά ο συνδυασμός των Damped-theta έχει το μικρότερο μέσο όρο και διάμεσο με 15,97% και 14,26%. Οι ποσοστιαίες διαφορές της μεθόδου με τα μικρότερα σφάλματα από τις υπόλοιπες φαίνεται στον παρακάτω Πίνακα:

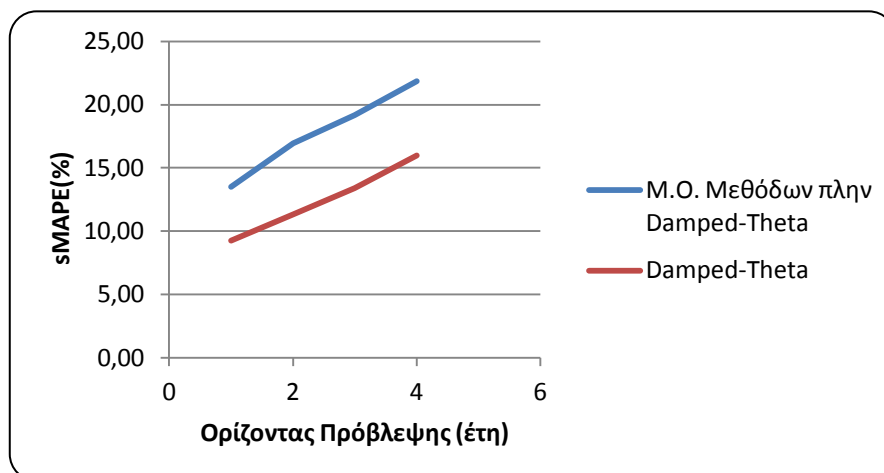
Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο-MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά από καλύτερη μέθοδο-sMAPE
Damped-SES	(15,20%)+0,00	Damped-Theta	(15,97%)+0,00
Damped-Theta	+3,22	Damped-SES	+0,83
Theta	+22,79	Damped	+21,53
Naïve-Theta	+28,93	Holt	+24,01
Damped	+34,00	Theta	+26,80
Holt	+37,79	Naïve-Theta	+38,13
Naïve	+41,94	Naïve	+56,75
SES	+42,76	SES	+57,32
LRL	+68,97	LRL	+70,28

Πίνακας 7.11 – Ποσοστιαίες Διαφορές Μ.Ο. MAPE και sMAPE

- Από τον παραπάνω πίνακα διαπιστώνουμε ότι οι αποκλίσεις από την καλύτερη μέθοδο είναι αρκετά μεγάλες. Μόνο ο συνδυασμός της Damped με τη SES και τη Theta έχει μικρές αποκλίσεις. Σε σχέση με τους αντίστοιχους πίνακες 7.1 και 7.6 των βραχυπρόθεσμων και μεσοπρόθεσμων προβλέψεων παρατηρούμε ότι οι αποκλίσεις μεταξύ καλύτερης και χειρότερης μεθόδου είναι αρκετά μεγαλύτερες με την LRL να κατατάσσεται τελευταία και στις δύο περιπτώσεις σφαλμάτων με μεγάλη διαφορά. Ειδικά για την LRL, δεν ήταν αναμενόμενο καθώς πρόκειται για ετήσια δεδομένα και μακροπρόθεσμη πρόβλεψη. Εξηγείται βέβαια, από το γεγονός ότι οι χρονοσειρές των ετήσιων δεδομένων πέρα από την αρχική τους απότομη αύξηση σταθεροποιήθηκαν μάλλον σε ένα επίπεδο με πολύ μικρότερη κλίση. Γι αυτό και οι συνδυασμοί της damped δίνουν τόσο καλά αποτελέσματα. Παρόμοια αποτελέσματα λαμβάνουμε και από τις διαμέσους των σφαλμάτων. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν και εδώ τα διαγράμματα που παρατίθενται παρακάτω και δίνουν την πορεία των σφαλμάτων MAPE και sMAPE της καλύτερης μεθόδου (Damped-SES, Damped-Theta) σε σχέση με το μέσο όρο των υπολοίπων, όπου γίνεται φανερή η μεγάλη διαφορά που υπάρχει.



Διάγραμμα 7.4 – Σύγκριση μεταξύ MAPE συνδυασμού *Damped-SES* και μέσου όρου υπολοίπων- Μακροπρόθεσμες προβλέψεις



Διάγραμμα 7.5 – Σύγκριση μεταξύ sMAPE συνδυασμού *Damped-Theta* και μέσου όρου υπολοίπων- Μακροπρόθεσμες προβλέψεις

3. Το επίπεδο των σφαλμάτων στις μακροπρόθεσμες προβλέψεις είναι αντίστοιχο των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων.
4. Από τον Πίνακα 7.9 διαπιστώνουμε ότι ο συνδυασμός μεθόδων δίνει αρκετά καλύτερα αποτελέσματα από ότι ξεχωριστά η κάθε μία. Για παράδειγμα ο συνδυασμός των *Damped-SES* συνδυάζει την πληροφορία του μοντέλου σταθερού επιπέδου με τη λογική της εκθετικής μεθόδου εξομάλυνσης κάτι που βοηθά σε αυτού του είδους χρονοσειρές, όπως είναι η ζήτηση του φυσικού αερίου τα τελευταία 21 έτη.

5. Από τους πίνακες 6.7 α και 6.7β διαπιστώνει κανείς πως οι μέσοι όροι και οι διάμεσοι των σφαλμάτων κυμαίνονται στο ίδιο επίπεδο. Αυτό μας πληροφορεί πως δεν έχουμε μεγάλες διακυμάνσεις μεταξύ των σφαλμάτων όπως και στην περίπτωση των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων.
6. Και στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων αντιλαμβάνεται κανείς την εξάρτηση μεταξύ μέσου όρου και διαμέσου των δεικτών με τον ορίζοντα πρόβλεψης. Συγκεκριμένα, για την μέθοδο με το μικρότερο σφάλμα MAPE για ορίζοντα 4 ετών, στον συνδυασμό Damped-SES, παρατηρείται μια αύξηση της τάξης του 52% μεταξύ του μέσου όρου για χρονικό ορίζοντα ενός έτους και αυτού για 4 έτη. Στην περίπτωση του sMAPE το αντίστοιχο ποσοστό για τον συνδυασμό damped-Theta είναι ίσο με 43.90% . Κάτι τέτοιο γίνεται αντιληπτό και από τα διαγράμματα 7.4 και 7.5 που δίνουν την εξάρτηση των ανωτέρω σφαλμάτων από τον ορίζοντα πρόβλεψης.
7. Από τους Πίνακες 6.5 γ και 6.5. ε , παρατηρούμε ότι και για τα δύο σφάλματα, ο συνδυασμός των μεθόδων Damped-Theta καταλαμβάνει τις περισσότερες πρώτες θέσεις (4) σε αριθμό 12 χρονοσειρών. Συνεπώς, εδώ συμπίπτουν τα αποτελέσματα των δύο αυτών τρόπων αξιολόγησης των μοντέλων και καταλήγουν στον συνδυασμό Damped-Theta.
8. Σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα δίνουν και οι Πίνακες 6.7δ και 6.7στ. Στην γενική αυτή κατάταξη τις πρώτες θέσεις καταλαμβάνουν ο συνδυασμός Damped-Theta και η Theta με δείκτες 3,42 αμφότεροι για τα σφάλματα MAPE και ο συνδυασμός Damped-Theta με 3,42 ξανά για το sMAPE. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται οι ποσοστιαίες διαφορές των δεικτών της καλύτερης μεθόδου από των υπολοίπων.

Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη μέθοδο- MAPE	Μοντέλο Πρόβλεψης	Ποσοστιαία Διαφορά δεικτών από καλύτερη μέθοδο- sMAPE
Theta	(3,42)+0,00	Damped-Theta	(3,42)+0,00
Damped-Theta	+0,00	Theta	+7,32
Damped-SES	+17,07	Damped-SES	+14,63
Holt	+34,15	Holt	+26,83
Naïve-Theta	+36,59	Naïve-Theta	+41,46
Damped	+53,66	Damped	+46,34
Naïve	+68,29	Naïve	+68,29
SES	+97,56	SES	+97,56
LRL	+109,76	LRL	+114,63

Πίνακας 7.12 – Ποσοστιαίες Διαφορές δεικτών γενικής κατάταξης με βάση MAPE και sMAPE

Τα αποτελέσματα για τα δύο αυτά σφάλματα σχεδόν ταυτίζονται, όπως συμπίπτουν με τα αποτελέσματα του Πίνακα 7.9.

9. Σε επίπεδο χρονοσειρών και των αποτελεσμάτων τους, μια καλή εικόνα αυτών μας δίνεται από τον παρακάτω Πίνακα. Σε αυτόν, παρουσιάζονται ποσοστά στο σύνολο των 42 χρονοσειρών σχετικά με το διάστημα στο οποίο βρίσκονται τα σφάλματα τους.

Διάστημα	MAPE- Ποσοστό χρονοσειρών	sMAPE- Ποσοστό χρονοσειρών
(0% , 5%)	16,7%	16,7%
(5% , 10%)	41,7%	41,7%
(10% , 15%)	16,7%	16,7%
(15% , 20%)	16,7%	16,7%
(20% , 30%)	0,0%	0,0%
(30% , ∞)	8,3%	8,3%

Πίνακας 7.13 – Διαστήματα περιοχής σφαλμάτων

Διαπιστώνουμε πως το 91,8% των χρονοσειρών δίνει σφάλμα MAPE και sMAPE μικρότερο του 20%.

7.3.2 Bottom-Up προβλέψεις

Σε αυτήν την υποενότητα θα αναλυθούν τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.8 του 6^{ου} Κεφαλαίου. Η αποτελεσματικότητα των Bottom-Up στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων είναι στο ίδιο επίπεδο με αυτές των κλασσικών μεθόδων πρόβλεψης αν και δεν είναι καλύτερες. Είναι ασφαλές λοιπόν να πούμε πως μπορεί κάποιος να βασιστεί σε αυτού του είδους προβλέψεων όταν έχει αρκετά επίπεδα ιεραρχίας.

7.3.3 Μοντέλα Γραμμικών Παλινδρομήσεων

Η μελέτη των διαφόρων μοντέλων γραμμικών παλινδρομήσεων οδήγησε στον καταρτισμό των Πινάκων 6.9 α-γ. Αυτοί οι τρεις πίνακες είναι αντιπροσωπευτικοί των αποτελεσμάτων και των δώδεκα χρονοσειρών των μακροπρόθεσμων προβλέψεων. Από τους Πίνακες αυτούς προκύπτει πως το μόνο μοντέλο που θεωρείται ικανό να περιγράψει ορισμένες από τις χρονοσειρές έχει ως ανεξάρτητη μεταβλητή το χρόνο. Γι αυτό το λόγο, είναι και το μόνο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης (LRL) που εξετάσαμε, χωρίς να έχει και τα αναμενόμενα αποτελέσματα, κάτι που διαπιστώνεται και από τον Πίνακα 7.9.

Κανένα από τα υπόλοιπα μοντέλα δεν ικανοποιούσε τις συνθήκες για ένα στατιστικά σημαντικό μοντέλο, όπως αυτές περιγράφηκαν στο Κεφάλαιο 4 (§4.6.3.3). Ακόμα κι αν κάποιες φορές ο δείκτης R^2 είναι κοντά στη μονάδα αυτό συμβαίνει λόγω της ύπαρξης του χρόνου ως μεταβλητή. Ακόμα, δε βρέθηκε κάποιου είδους συσχέτιση μεταξύ των ποσοτήτων σχετικών με το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν σε καμία περίπτωση. Να σημειωθεί ότι είχαν δοκιμαστεί και άλλες μορφές του ΑΕΠ αλλά καμία δε βρέθηκε να έχει γραμμική συσχέτιση με τα μεγέθη κατανάλωσης Φυσικού Αερίου.

Κεφάλαιο 8^ο : Συμπεράσματα και Προοπτικές

8.1 Συμπεράσματα

Κατά την ανάληψη αυτής της διπλωματικής εργασίας οι στόχοι που θέσαμε προς υλοποίηση μπορούν συνοπτικά να παρουσιαστούν ως εξής:

- Πρόβλεψη της κατανάλωσης φυσικού αερίου στην Ελλάδα για βραχυπρόθεσμο, μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο χρονικό ορίζοντα και σύγκριση των αποτελεσμάτων τους
- Προσπάθεια προσδιορισμού του καταλληλότερου μοντέλου πρόβλεψης ανάλογα με τον χρονικό ορίζοντα. Η απλοϊκή μέθοδος πρόβλεψης, τα μοντέλα εκθετικής εξομάλυνσης, η κλασικής μέθοδος Theta και το μοντέλο της απλής γραμμικής παλινδρόμησης αποτέλεσαν τις προς μελέτη μεθόδους.
- Παραγωγή προβλέψεων ανά σημείο κατανάλωσης, ανά κατηγορία καταναλωτών, ανά γεωγραφικό διαμέρισμα και ανά σύνολο σημείων εισόδου. Ακολούθησε συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων για τις περιπτώσεις της βραχυπρόθεσμης και μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης.
- Παραγωγή προβλέψεων ανά κατηγορία ενεργειακού ισοζυγίου σχετικά με το Φυσικό Αέριο, για την περίπτωση της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης.
- Συνδυασμός μοντέλων πρόβλεψης για παραγωγή τελικών προβλέψεων και αξιολόγηση αυτών για κάθε χρονικό ορίζοντα.
- Πραγματοποίηση Bottom-Up προβλέψεων και σύγκρισή τους με τις κλασικές μεθόδους για κάθε χρονικό ορίζοντα.
- Έλεγχος καταλληλότητας μοντέλων απλής και πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης στα δεδομένα της μακροπρόθεσμης πρόβλεψης.

Κατά τη διεκπεραίωση της παρούσας διπλωματικής και βάσει των αποτελεσμάτων που εξήχθησαν, μπορούμε να καταλήξουμε στα εξής συμπεράσματα:

- Η πρόβλεψη για μακροπρόθεσμο ορίζοντα παρουσίασε τα καλύτερα αποτελέσματα από τους υπολοίπους, ενώ και οι προβλέψεις για βραχυπρόθεσμο ορίζοντα εμφάνισαν ικανοποιητικές τιμές. Τελευταίες στην κατάταξη και στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων εμφανίστηκαν οι προβλέψεις για μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης. Παρακάτω παρουσιάζεται πίνακας

που δίνει το μέσο όρο των ελάχιστων δεικτών MAPE για το σύνολο των χρονοσειρών σε κάθε χρονικό ορίζοντα.

Ορίζοντας Πρόβλεψης	Μέσος Όρος ελάχιστων δεικτών MAPE για το σύνολο των χρονοσειρών
Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	16,86%
Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	23,89%
Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	11,94%

Πίνακας 8.1- Μέσος Όρος MAPE ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης

- Για το σύνολο των βραχυπρόθεσμων προβλέψεων τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα παρουσίασαν η Κλασσική Μέθοδος Theta και η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (SES) . Αντίστοιχα, για μεσοπρόθεσμο ορίζοντα πρόβλεψης πιο ακριβείς παρουσιάστηκαν η μέθοδος εκθετικής εξομάλυνσης σταθερού επιπέδου (SES) και ο συνδυασμός αυτής με την μέθοδο φθίνουσας εκθετικής εξομάλυνσης (Damped). Στην περίπτωση των μακροπρόθεσμων προβλέψεων χαμηλότερους δείκτες κατάταξης κατείχαν η Κλασσική Μέθοδος Theta και ο συνδυασμός αυτής με τη μέθοδο φθίνουσας εκθετικής εξομάλυνσης(Damped). Παρακάτω παρουσιάζεται ένας συγκεντρωτικό πίνακας των δεικτών κατάταξης των μεθόδων ανάλογα με τον ορίζοντα πρόβλεψης.

Ορίζοντας Πρόβλεψης	Μοντέλο Πρόβλεψης	Δείκτης αξιολόγησης με βάση το MAPE	Μ.Ο Δείκτη MAPE	Δείκτης αξιολόγησης με βάση το sMAPE	Μ.Ο. Δείκτη sMAPE
Βραχυπρόθεσμες Προβλέψεις	Theta	4,40	19,77%	4,09	18,85%
	SES	4,23	20,04%	4,12	19,24%
Μεσοπρόθεσμες Προβλέψεις	SES	4,02	28,78%	4,55	24,56%
	Damped-SES	4,02	28,93%	4,50	24,42%
Μακροπρόθεσμες Προβλέψεις	Damped-Theta	3,42	15,69%	3,42	15,97%
	Theta	3,42	18,66%	3,67	20,25%

Πίνακας 8.2- Δείκτες αξιολόγησης ανά χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης

- Τόσο σε επίπεδο βραχυπρόθεσμων όσο και σε επίπεδο μεσοπρόθεσμων προβλέψεων χαμηλότερους δείκτες σφάλματος εμφάνισαν οι προβλέψεις ανά κατηγορία καταναλωτών. Ακόμα, οι χρονοσειρές που δεν παρουσίασαν εποχιακή συμπεριφορά είχαν πιο ακριβή αποτελέσματα από αυτές που δεν είχαν. Στον παρακάτω πίνακα δίνονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα αυτά:

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μέσος Όρος MAPE	
	Βραχυπρόθεσμος ορίζοντας Πρόβλεψης	Μεσοπρόθεσμος ορίζοντας Πρόβλεψης
Σύνολο εισόδων-εξόδων	16,96%	14,52%
Καταναλωτές	16,56%	9,38%
Γεωγραφικά διαμερίσματα	18,05%	18,64%
Αγωγοί	17,46%	26,65%
Μη Εποχιακές χρονοσειρές	16,64%	20,86%
Εποχιακές χρονοσειρές	18,56%	27,93%
Σύνολο χρονοσειρών	17,45%	23,89%

Πίνακας 8.3 – Μέσος Όρος δεικτών MAPE ανά κατηγορία χρονοσειρών

- Όσον αφορά τον προσδιορισμό του καταλληλότερου μοντέλου πρόβλεψης για την εκάστοτε κατηγορία χρονοσειρών ή για το σύνολό τους αυτός θα πραγματοποιηθεί μέσω της διαδικασίας της παραμετρικής κατάταξης των μεθόδων. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ο παρακάτω Πίνακας:.

Κατηγορία Χρονοσειρών	Μοντέλο Πρόβλεψης	
	Βραχυπρόθεσμος ορίζοντας	Μεσοπρόθεσμος ορίζοντας
Σύνολο εισόδων-εξόδων	Naïve	SES
Κατηγορίες Καταναλωτών	SES	Damped-Theta
	Naïve	Damped
Γεωγραφικά διαμερίσματα	SES	SES
Ανά σημείο εισόδου/εξόδου	SES	Damped- SES
Ανά σημείο εισόδου	SES	SES
Ανά σημείο εξόδου	Theta	Theta
Σύνολο χρονοσειρών	SES	SES
		Damped-SES

Πίνακας 8.4 – Βέλτιστο μοντέλο πρόβλεψης με βάση παραμετρική κατάταξη για το σφάλμα MAPE

- Οι συνδυασμοί μεθόδων παρήγαγαν αρκετά καλές προβλέψεις σε κάθε χρονικό ορίζοντα και επίπεδο πρόβλεψης. Επιβεβαιώνεται και από τον πίνακα 8.2
- Οι προβλέψεις που προήλθαν από την Bottom-Up διαδικασία ξεπέρασαν σε ακρίβεια τις κανονικές προβλέψεις μόνο στο 41,37 % των περιπτώσεων. Ωστόσο, τα επίπεδα των σφαλμάτων ήταν στο ίδιο επίπεδο και δεν παρουσιάστηκαν αρκετά μεγάλες αποκλίσεις.
- Η μελέτη των πέντε μοντέλων γραμμικής παλινδρόμησης ανέδειξε μόνο το μοντέλο απλής γραμμικής παλινδρόμησης με ανεξάρτητη μεταβλητή το χρόνο ως το πλέον κατάλληλο μοντέλο. Οι υπόλοιποι παράγοντες που εξετάστηκαν δεν απέδωσαν την απαραίτητη συσχέτιση με τα ετήσια δεδομένα μεγεθών φυσικού αερίου.

8.2 Προοπτικές και Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η πρόβλεψη ζήτησης φυσικού αερίου στην Ελλάδα είναι ένα θέμα που χρίζει περαιτέρω ανάλυσης. Η συνεχής ανάπτυξη του δικτύου μεταφοράς και διανομής φυσικού αερίου αποτελεί κύριο λόγο ώστε να συνεχιστεί η προσπάθεια εύρεσης ικανοποιητικών μεθόδων για την πρόβλεψη της ζήτησης. Τα σημεία στα οποία θα μπορούσαν να επικεντρωθούν επόμενες μελέτες ή έρευνες αφορούν:

- Μελέτη απόδοσης κι άλλων μοντέλων ή μεθόδων πρόβλεψης για τα δεδομένα φυσικού αερίου.
- Παραγωγή Κριτικών Προβλέψεων και συνδυασμός τους με τα αποτελέσματα κλασσικών μεθόδων πρόβλεψης. Οι κριτικές προβλέψεις μπορούν να βασίζονται σε ειλημμένες αποφάσεις του διαχειριστή του ελληνικού συστήματος σχετικά με την επέκταση του δικτύου ή σε εκ των έσω πληροφορίες. Ακόμα, μπορούν να λαμβάνουν υπόψη τους το γενικότερο οικονομικό κλίμα στην Ελλάδα.
- Πρόβλεψη κατανάλωσης Φυσικού Αερίου για ημερήσια δεδομένα.
- Χρησιμοποίηση διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας στις συνιστώσες των Bottom-Up προβλέψεων ανάλογα με την επίδραση κάθε χρονοσειράς στο σύνολο.
- Χρησιμοποίηση διαφορετικών συντελεστών βαρύτητας στους συνδυασμούς των μεθόδων πρόβλεψης. Οι μέθοδοι με τα περισσότερο ακριβή αποτελέσματα θα μπορούσαν να έχουν μεγαλύτερους συντελεστές βαρύτητας σε σχέση με τις υπόλοιπες.
- Αναζήτηση μεγαλύτερου εύρους καταγεγραμμένων δεδομένων ημερήσιας συχνότητας. Στην παρούσα διπλωματική εργασία ήταν διαθέσιμα δεδομένα μόνο από το έτος 2008 και μετά. Όσο μεγαλύτερο εύρος δεδομένων τόσο πιο εύκολα μπορούν να εντοπιστούν τα χαρακτηριστικά κάθε χρονοσειράς και να οδηγήσουν σε πιο ακριβείς προβλέψεις.

- Πρόβλεψη ζήτησης καταναλωτών που προμηθεύονται από το Σταθμό Υγροποιημένου Φυσικού Αερίου (ΥΦΑ) (Σημείο εισόδου «ΑΓΙΑ ΤΡΙΑΔΑ»).
- Πρόβλεψη ανά κατηγορία καταναλωτή με ποιο ακριβή κατηγοριοποίηση. Τέτοια, θα μπορούσε να είναι ο διαχωρισμός των οικιακών από τους εμπορικούς και μικρούς βιομηχανικούς πελάτες
- Μελέτη μοντέλων παλινδρόμησης με επιπλέον ανεξάρτητη μεταβλητή τη τιμή του φυσικού αερίου. Η συγκεκριμένη μοντελοποίηση δε κατέστη δυνατή στην παρούσα διπλωματική, λόγω της ιδιαίτερης τιμολογιακής πολιτικής για το φυσικό αέριο στην Ελλάδα.
- Πρόβλεψη ζήτησης φυσικού αερίου για ημερήσια συχνότητα δεδομένων.

Κεφάλαιο 9^ο : Βιβλιογραφία

1. NaturalGas.org. <<http://www.naturalgas.org/overview/history.asp>> [accessed 10.02.11].
2. M.J. Verhulst, The theory of demand applied to the French gas industry, *Econometrica*, 18 (1) (1950), pp. 45–55
3. M.K. Hubbert, Energy from fossil fuels, *Science*, 109 (2823) (1949), pp. 103–109
4. Hubbert MK. Nuclear energy and the fossil fuels. Presented before the spring meeting of the Southern District Division of Production, American Petroleum Institute, San Antonio, TX, March 8, 1956. Publication No. 95. Houston: Shell Development Company, Exploration and Production Research Division, June, 1956. <<http://www.hubbertpeak.com/hubbert/1956/1956.pdf>. Published and/or revised, nuclear energy and the fossil fuels. American Petroleum Institute, Drilling and Production Practice; 1956. p. 7–25; New York (NY, USA): American Petroleum Institute; 1957.
5. A.S. Al-Jarri, R.A. Startzman, Worldwide supply and demand of petroleum liquids, *Proc SPE Ann Tech Conf Exhibit, Pi* (1997), pp. 331–343
6. G. Maggio, G. Cacciola, A variant of the Hubbert curve for world oil production forecasts, *Energy Policy*, 37 (11) (2009), pp. 4761–4770
7. A. Valero, A. Valero, Physical geonomics: combining the exergy and Hubbert peak analysis for predicting mineral resources depletion, *Resources Conserv Recycl*, 54 (12) (2010), pp. 1074–1083
8. A.J. Cavallo, Hubbert’s petroleum production model: an evaluation and implications for world oil production forecasts, *Natural Resources Res*, 13 (4) (2004), pp. 211–221
9. P. Balestra, M. Nerlove, Pooling cross section and time series data in the estimation of a dynamic model: the demand for natural gas, *Econometrica*, 34 (3) (1966), pp. 585–612
10. S.M. Tinic, B.M. Harden, C.T.L. Janssen, Estimation of rural demand for natural gas, *Manage Sci*, 20 (4) (1973), pp. 604–616
11. E.R. Berndt, G.C. Watkins, Demand for natural gas: residential and commercial markets in Ontario and British Columbia, *Can J Econ*, 10 (1) (1977), pp. 97–111
12. Piggott JL. Use of Box–Jenkins modelling for the forecasting of daily and weekly gas demand. *IEE Colloquium (Digest)* 1983/1991;4:1.
13. J.H. Herbert, S. Sitzer, Y. Eades-Pryor, A statistical evaluation of aggregate monthly industrial demand for natural gas in the USA, *Energy*, 12 (12) (1987), pp. 1233–1238
14. J.H. Herbert, An analysis of monthly sales of natural gas to residential customers in the United States, *Energy Syst Policy*, 10 (1987), pp. 127–147
15. P.J. Werbos, Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model, *Neural Networks*, 1 (4) (1988), pp. 339–356

16. L.M. Liu, M.W. Lin, Forecasting residential consumption of natural gas using monthly and quarterly time series, *Int J Forecast*, 7 (1991), pp. 3–16
17. R.S. Lee, N. Singh, Patterns in residential gas and electricity demand: an econometric analysis, *J Business Econ Statist*, 12 (1994), pp. 233–241
18. Brown Ronald H, Kharouf Paul, Feng Xin, Piessens Luc P, Nestor Dick. Development of feed-forward network models to predict gas consumption. In: *IEEE international conference on neural networks – conference proceedings*, vol. 2; 1994. p. 802–5.
19. M. Nagy Eltony, Demand for natural gas in Kuwait: an empirical analysis using two econometric models, *Int J Energy Res*, 20 (11) (1996), pp. 957–963
20. Brown RH, Matin I. Development of artificial neural network models to predict daily gas consumption. In: *IECON proceedings (industrial electronics conference)*, vol. 2; 1995. p. 1389–94.
21. P. Smith, S. Husein, D.T. Leonard, Forecasting short term regional gas demand using an expert system, *Expert Syst Appl*, 10 (2) (1996), pp. 265–273
22. J. Suykens, Ph. Lemmerling, W. Favoreel, B. De Moor, M. Crepel, P. Briol, Modelling the Belgian gas consumption using neural networks, *Neural Process Lett*, 4 (3) (1996), pp. 157–166
23. R. Bartels, D.G. Fiebig, D. Nahm, Regional end use gas demand in Australia, *Economic Record*, 72 (219) (1996), pp. 319–331
24. D. Sailor, R. Munoz, Sensitivity of electricity and natural gas consumption to climate in the USA—methodology and results for eight states, *Energy*, 22 (10) (1997), pp. 987–998
25. Khotanzad A, Elragal H. Natural gas load forecasting with combination of adaptive neural networks. In: *Proceedings of the international joint conference on neural networks*, vol. 6; 1999. p. 4069–72.
26. A. Khotanzad, H. Elragal, T.-L. Lu, Combination of artificial neural-network forecasters for prediction of natural gas consumption, *IEEE Trans Neural Networks*, 11 (2) (2000), pp. 464–473
27. S.M. Al-Fattah, R.A. Startzman, Forecasting world natural gas supply *JPT, J Petroleum Technol*, 52 (5) (2000), p. 7
28. F. Gumrah, D. Katircioglu, Y. Aykan, S. Okumus, N. Kilincer, Modelling of gas demand using degree day concept: case study of Ankara, *Energy Sources*, 23 (2001), pp. 101–114
29. M.A. Tahat, H. Al-Hinai, S.D. Probert, Performance of a low-energy-consumption house experiencing a Mediterranean climate, *Appl Energy*, 71 (1) (2002), pp. 1–13
30. J. Siemek, S. Nagy, S. Rychlicki, Estimation of natural-gas consumption in Poland based on the logistic-curve interpretation, *Appl Energy*, 75 (1–2) (2003), pp. 1–7
31. H. Sarak, A. Satman, The degree-day method to estimate the residential heating natural gas consumption in Turkey: a case study, *Energy*, 28 (2003), pp. 929–939

32. F.B. Gorucu, P.U. Geris, F. Gumrah, Artificial neural networks modeling for forecasting gas consumption, *Energy Sources*, 26 (2004), pp. 299–307
33. S.-H. Cho, W.-T. Kim, C.-S. Tae, M. Zaheeruddin, Effect of length of measurement period on accuracy of predicted annual heating energy consumption of buildings, *Energy Convers Manage*, 45 (18–19) (2004), pp. 2867–2878
34. F.B. Gorucu, F. Gumrah, Evaluation and forecasting of gas consumption by statistical analysis, *Energy Sources*, 26 (3) (2004), pp. 267–276
35. H. Aras, N. Aras, Forecasting residential natural gas demand, *Energy Sources*, 26 (5) (2004), pp. 463–472
36. S. Gil, J. Deferrari, Generalized model of prediction of natural gas consumption, *J Energy Resources Technol. Trans ASME*, 126 (2) (2004), pp. 90–98
37. A. Imam, R.A. Startzman, M.A. Barrufet, Hubbert – 6: multicyclic Hubbert model shows global conventional gas output peaking in 2019, *Oil Gas J*, 102 (31) (2004), pp. 20–28
38. Elragal H. Improving neural networks prediction using fuzzy-genetic model. In: National radio science conference, NRSC, proceedings, vol. 21; 2004. p. 393–400.
39. R. Gutierrez, A. Nafidi, R.G. Sanchez, Forecasting total natural-gas consumption in Spain by using the stochastic Gompertz innovation diffusion model, *Appl Energy*, 80 (2) (2005), pp. 115–124
40. N.H. Viet, J. Mandziuk, Neural and fuzzy neural networks in prediction of natural gas consumption, *Neural Parallel Scientific Comput*, 13 (3–4) (2005), pp. 265–286
41. M. Thaler, I. Grabec, A. Poredos, Prediction of energy consumption and risk of excess demand in a distribution system, *Physica A*, 355 (2005), pp. 46–53
42. E. Pelikan, M. Simunek, Risk management of the natural gas consumption using genetic algorithms, *Neural Network World*, 15 (5) (2005), pp. 425–436
43. Musilek P, Pelikan E, Brabec T, Simunek M. Recurrent neural network based gating for natural gas load prediction system. In: IEEE international conference on neural networks – conference proceedings; 2006. p. 3736–41. Article number 1716612.
44. J. Vondracek, E. Pelikan, O. Konar, J. Cermakova, K. Eben, M. Maly *et al.*, A statistical model for the estimation of natural gas consumption, *Appl Energy*, 85 (5) (2008), pp. 362–370
45. P. Potocnik, M. Thaler, E. Govekar, I. Grabec, A. Poredos, Forecasting risks of natural gas consumption in Slovenia, *Energy Policy*, 35 (2007), pp. 4271–4282
46. H.G. Huntington, Industrial natural gas consumption in the United States: an empirical model for evaluating future trends, *Energy Econ*, 29 (4) (2007), pp. 743–759
47. E.Fco. Sanchez-Ubeda, A. Berzosa, Modeling and forecasting industrial end-use natural gas consumption, *Energy Econ*, 29 (4) (2007), pp. 710–742

48. R.P. Timmer, P.J. Lamb, Relations between temperature and residential natural gas consumption in the Central and Eastern United States, *J Appl Meteorol Climatol*, 46 (11) (2007), pp. 1993–2013
49. Potocnik P, Govekar E, Grabec I. Short-term natural gas consumption forecasting. In: Proceedings of the 16th IASTED international conference on applied simulation and modelling, ASM 2007; 2007. p. 353–7.
50. M. Brabec, O. Konar, E. Pelikan, M. Maly, A nonlinear mixed effects model for the prediction of natural gas consumption by individual customers, *Int J Forecast*, 24 (4) (2008), pp. 659–678
51. Potocnik P, Govekar E, Grabec I. Building forecasting applications for natural gas market. In: David, Nathan (ur.), Michel, Theo (ur.). *Natural gas research progress*. New York: Nova Science Publishers, Cop.; 2008. p. 505–30.
52. Kizilaslan R, Karlik B. Comparison neural networks models for short term forecasting of natural gas consumption in Istanbul. In: *Applications of digital information and web technologies, 2008, ICADIWT 2008, 4–6 August 2008*. p. 448–53.
53. M. Aydinalp-Koksal, V.I. Ugursal, Comparison of neural network, conditional demand analysis, and engineering approaches for modeling end-use energy consumption in the residential sector, *Appl Energy*, 85 (4) (2008), pp. 271–296
54. N. Aras, Forecasting residential consumption of natural gas using genetic algorithms, *Energy Explor Exploit*, 26 (4) (2008), pp. 241–266
55. Simunek M, Pelikan E. Temperatures data preprocessing for short-term gas consumption forecast. In: *IEEE international symposium on industrial electronics; 2008*. p. 1192–6. Article number 4676945.
56. B. Jiang, C. Wenying, Y. Yuefeng, Z. Lemin, D. Victor, The future of natural gas consumption in Beijing, Guangdong and Shanghai: An assessment utilizing MARKAL, *Energy Policy*, 36 (9) (2008), pp. 3286–3299
57. M. Brabec, O. Konar, M. Maly, E. Pelikan, J. Vondracek, A statistical model for natural gas standardized load profiles, *J Roy Statist Soc Series C: Appl Statist*, 58 (1) (2009), pp. 123–139
58. M. Brabec, M. Maly, E. Pelikan, O. Konar, Statistical calibration of the natural gas consumption model, *WSEAS Trans Syst*, 8 (7) (2009), pp. 902–912
59. R. Kizilaslan, B. Karlik, Combination of neural networks forecasters for monthly natural gas consumption prediction, *Neural Network World*, 19 (2) (2009), pp. 191–199
60. S.-H. Yoo, H.-J. Lim, S.-J. Kwak, Estimating the residential demand function for natural gas in Seoul with correction for sample selection bias, *Appl Energy*, 86 (4) (2009), pp. 460–465
61. Ma H, Wu Y. Grey predictive on natural gas consumption and production in China. In: *Proceedings of the 2009 2nd Pacific–Asia conference on web mining and web-based application, WMWA 2009; 2009*. p. 91–4. Article number 5232475.
62. D.B. Reynolds, M. Kolodziej, North American natural gas supply forecast: the Hubbert method including the effects of institutions, *Energies*, 2 (2) (2009), pp. 269–306

63. Z. Tonkovic, M. Zekic-Susac, M. Somolanji, Predicting natural gas consumption by neural networks, *Tehnicki Vjesnik*, 16 (3) (2009), pp. 51–61
64. Xie Y, Li M. Research on prediction model of natural gas consumption based on Grey modeling optimized by genetic algorithm. In: *Proceedings – 2009 IITA international conference on control, automation and systems engineering, CASE 2009*; 2009. p. 335–7. Article number 5194459.
65. Chen R, Wang J, Wang L, Yu N, Zhang P. The forecasting of China natural gas consumption based on genetic algorithm. In: *NCM 2009 – 5th international joint conference on INC, IMS, and IDC*; 2009. p. 1436–9. Article number 5331430.
66. A. Azadeh, S.M. Asadzadeh, A. Ghanbari, An adaptive network-based fuzzy inference system for short-term natural gas demand estimation: uncertain and complex environments, *Energy Policy*, 38 (3) (2010), pp. 1529–1536
67. Y. Ma, Y. Li, Analysis of the supply–demand status of China’s natural gas to 2020, *Petroleum Sci*, 7 (1) (2010), pp. 132–135
68. J. Li, X. Dong, J. Gao, Dynamical modeling of natural gas consumption in China, *Natural Gas Ind*, 30 (4) (2010), pp. 127–129
69. G. Xu, W. Wang, Forecasting China’s natural gas consumption based on a combination model, *J Natural Gas Chem*, 19 (5) (2010), pp. 493–496
70. M. Forouzanfar, A. Doustmohammadi, M.B. Menhaj, S. Hasanzadeh, Modeling and estimation of the natural gas consumption for residential and commercial sectors in Iran, *Appl Energy*, 87 (1) (2010), pp. 268–274
71. E. Erdogdu, Natural gas demand in Turkey, *Appl Energy*, 87 (1) (2010), pp. 211–219
72. M. Toksari, Predicting the natural gas demand based on economic indicators – case of Turkey, *Energy Sources Part A: Recov Utiliz Environ Eff*, 32 (6) (2010), pp. 559–566
73. O.A. Dombayci, The prediction of heating energy consumption in a model house by using artificial neural networks in Denizli–Turkey, *Adv Eng Softw*, 41 (2) (2010), pp. 141–147
74. A. Durmayaz, M. Kadoglu, Z. En, An application of the degree-hours method to estimate the residential heating energy requirement and fuel consumption in Istanbul, *Energy*, 25 (12) (2000), pp. 1245–1256
75. Behrouznia A, Saberi M, Azadeh A, Asadzadeh SM, Pazhoheshfar P. An adaptive network based fuzzy inference system-fuzzy data envelopment analysis for gas consumption forecasting and analysis: the case of South America. In: *International conference on intelligent and advanced systems, ICIAS 2010*; 2010. Article number 5716160.
76. J.G. Beierlein, J.W. Dunn, J.G. McConnon Jr., The demand for electricity and natural gas in the northeastern United States, *Rev Econ Statist*, 63 (3) (1981), pp. 403–408
77. G. Zhang, B.Y. Eddy Patuwo, M. Hu, Forecasting with artificial neural networks: the state of the art, *Int J Forecast*, 14 (1) (1998), pp. 35–62
78. T. Gelo, Econometric modelling of gas demand, *Ekonomski Pregled*, 57 (1–2) (2006), pp. 80–96 (in Croatian)

79. Assimakopoulos, V. And Nikolopoulos ,N. (200), The Theta modelQ a decomposition approach to forecasting, *International Journal of Forecasting*, Vol.16, No4, pp. 521-530
80. Eurostat (2012),
<http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/eurostat/home/>
[accessed 14/05/12].
81. Κέντρο Ανανεώσιμων Πηγών και Εξοικονόμησης Ενέργειας (ΚΑΠΕ),(2010), Εθνικό Πληροφοριακό Σύστημα Ενέργειας- Οδηγός σελ 18-26
82. ΔΕΣΦΑ (2012), Διαχειριστής Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου: <http://www.desfa.gr/> [accessed 08/05/12].
83. Διαχειριστής Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου ,(2010), Μελέτη Ανάπτυξης ΕΣΦΑ 2010-2019 και Πρόγραμμα Ανάπτυξης 2010-2014
84. Πετρόπουλος Φ., Ασημακόπουλος Β., (2011),Επιχειρησιακές Προβλέψεις, Αθήνα.
85. Fildes R., Hibon M., Makridakis S., Meade N. , (1998), Generalising about univariate forecasting methods: further empirical evidence, *International journal of Forecasting* 14 339-358
86. Bozidar Soldo,(2012), Forecasting Natural Gas Consumption, *Applied Energy* 92 (26-37)

