



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑ-
ΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Διερεύνηση των Προσδιοριστικών Παραγόντων και Μεθόδων Πρόβλεψης της Ζήτησης Ηλεκτρικής Ενέργειας

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θεοχαρόπουλος Γεώργιος

Επιβλέπων : Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2015



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ ΣΥΣΤΗΜΑ-
ΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

Διερεύνηση των Προσδιοριστικών Παραγόντων και Μεθόδων Πρόβλεψης της Ζήτησης Ηλεκτρικής Ενέργειας

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θεοχαρόπουλος Γεώργιος

Επιβλέπων : Ιωάννης Ψαρράς

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 20^η Ιουλίου 2015.

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Βασίλειος Ασημακόπουλος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούλιος 2015

.....
Γεώργιος Θεοχαρόπουλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Θεοχαρόπουλος Γεώργιος, 2015

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξολοκλήρου 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.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η απελευθέρωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς κι η έντονη διασύνδεση των κρατικών συστημάτων μεταφοράς, δημιούργησε αυξανόμενες απαιτήσεις στην ορθή πρόβλεψη ηλεκτρικών φορτίων για τις εκάστοτε αγορές. Η ορθή πρόβλεψη αποτέλεσε βασική προϋπόθεση για την ομαλή λειτουργία μιας απελευθερωμένης αγοράς. Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη νέων μαθηματικών μεθόδων πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας, αποτέλεσε κινητήριο δύναμη για την παραγωγή πληθώρας μελετών.

Λαμβάνοντας υπόψη την άμεση συσχέτιση της ηλεκτρικής ενέργειας με όλους τους τομείς δραστηριότητας σε μια σύγχρονη οικονομία, προκύπτει ότι η μοντελοποίηση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας διαφέρει σημαντικά ως προς τους προσδιοριστικούς παράγοντες που την επηρεάζουν.

Στο πλαίσιο αυτό, ο σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι διττός. Αφενός, στοχεύει στην διερεύνηση των παραγόντων που επηρεάζουν την ζήτηση αλλά και στην ανάλυση των σύγχρονων μαθηματικών εργαλείων που χρησιμοποιούνται από τους εκάστοτε ερευνητές. Αφετέρου, πραγματοποιείται μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας τόσο σε μακροπρόθεσμο όσο και μεσοπρόθεσμο επίπεδο. Τέλος, επιχειρείται η παραγωγή προβλέψεων τόσο σε μηνιαίο επίπεδο (μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη) για το έτος 2015, όσο και μακροπρόθεσμα για πενταετία 2015-2019.

Λέξεις κλειδιά: Μεσοπρόθεσμη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου, μακροπρόθεσμη πρόβλεψη ηλεκτρικής ενέργειας, ανάλυση χρονοσειρών, πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση, μοντέλα VAR.

ABSTRACT

The liberalization of electricity markets and the strong interlinking between national electricity grids has created an always increasing demand for the correct prediction of electricity load on the respective markets. The correct predictions have comprised an essential prerequisite for the continuous and smooth operation of a liberalized market. The above, in combination with the development of new mathematical models of electricity load forecast has been the driving force behind the publishing of a plethora of new studies and research papers.

Taking into consideration the direct correlation of electricity to all sectors in a modern economy, we can easily derive that the modeling of the electricity market varies significantly in relation to the determinants affecting it.

In this context, the aim of this thesis is twofold. Firstly, it aims to investigate the factors affecting the demand for electricity, while producing an analysis of the most modern mathematical tools used by researchers. Secondly, it tries to produce a model describing the demand for electricity for the Greek Interconnected Electricity System both in the long and medium term. Finally, the derivation of monthly forecasts in medium term for the calendar year of 2015 and long term for the five-year period from 2015 to 2019 is attempted.

Key Words: Midterm electricity demand modeling, electricity demand forecasting, longterm electricity demand forecasting, time series analysis, multiple regression, VAR models

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Αντικείμενο αυτής της διπλωματικής εργασίας, είναι η μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας τόσο σε μακροπρόθεσμο όσο και μεσοπρόθεσμο επίπεδο. Στην συνέχεια επιχειρείται η παραγωγή προβλέψεων τόσο σε μηνιαίο επίπεδο (μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη) για το έτος 2015, όσο και μακροπρόθεσμα για πενταετία 2015-2019.

Η διπλωματική εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2014-2015 υπό την επίβλεψη του κ. Ιωάννη Ψαρρά, καθηγητή του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου (Ε.Μ.Π.) της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, στον οποίο και οφείλω ιδιαίτερες ευχαριστίες.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Δημήτρη Αγγελόπουλο, υποψήφιο Διδάκτορα του Ε.Μ.Π, ο οποίος με την άριστη καθοδήγησή του και τη συνεχή υποστήριξη βοήθησε στην εκπόνηση της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένειά μου για την στήριξή τους καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου στο Ε.Μ.Π.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	5
ABSTRACT.....	6
Πρόλογος.....	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.....	11
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	11
1.1 Αντικείμενο Διπλωματικής Εργασίας.....	12
1.2 Στάδια Υλοποίησης.....	13
1.3 Δομή της Εργασίας.....	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	15
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.....	15
2.1 Εισαγωγή.....	16
2.1.1 Γενικά για την πρόβλεψη φορτίου.....	16
2.1.2 Κατηγοριοποίηση των προβλέψεων.....	17
2.1.3 Η σημασία των προβλέψεων για το ελληνικό σύστημα.....	18
2.2 Αναλυτική Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	20
2.2.1 Γενική ανασκόπηση.....	20
2.2.2 Χρονικός ορίζοντας μοντελοποίησης.....	21
2.2.3 Οικιακή, βιομηχανική και αθροιστική μελέτη της ζήτησης.....	25
2.2.4 Προσδιοριστικοί παράγοντες της ζήτησης.....	29
2.2.5 Μοντελοποίηση της ζήτησης.....	38
2.2.6 Μελέτη Ελληνικής βιβλιογραφίας.....	41
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.....	45
ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ.....	45
3.1 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση.....	46
3.1.1 Γενικά.....	46

3.1.2	Βασικές υποθέσεις.....	47
3.1.3	Διαστήματα εμπιστοσύνης κι έλεγχοι υποθέσεων.....	48
3.1.4	Έλεγχοι υποθέσεων.....	48
3.1.5	Επάρκεια του μοντέλου.....	50
3.1.6	Επιλογή της καλύτερης εξίσωσης.....	56
3.2	Ανάλυση Χρονοσειρών.....	58
3.2.1	Γενικά για τις χρονοσειρές.....	58
3.2.2	Η έννοια της στασιμότητας.....	59
3.2.3	Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης.....	60
3.2.4	Η συνάρτηση μερικών αυτοσυσχετίσεων.....	63
3.2.5	Στοχαστικά υποδείγματα χρονοσειρών.....	64
3.2.6	Έλεγχος μοναδιαίας ρίζας.....	68
3.2.7	Μοντέλα ARCH-GARCH.....	70
3.2.8	Αιτιότητα κατά Granger.....	73
3.2.9	Υποδείγματα VAR και αιτιότητα Granger.....	74
3.2.10	Αυτοπαλίνδρομο διανυσματικό υπόδειγμα.....	75
3.2.11	Προβλέψεις.....	76
3.3	Μέτρα αξιολόγησης των προβλέψεων.....	77
	ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....	81
	ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ-ΝΤΕΤΕΡΜΙΝΙΣΤΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ.....	81
4.1	Παρουσίαση Δεδομένων.....	82
4.1.1	Γενικά.....	82
4.1.2	Παρουσίαση μεταβλητών μακροπρόθεσμου μοντέλου.....	83
4.1.3	Παρουσίαση μεταβλητών μεσοπρόθεσμου μοντέλου.....	92
4.2	Μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης.....	95
4.2.1	Γενικά.....	95
4.2.2	Μακροπρόθεσμο μοντέλο ανάλυσης.....	96

4.2.3	Μεσοπρόθεσμο μοντέλο ανάλυσης.....	104
4.2.4	Μακροπρόθεσμη πρόβλεψη ζήτησης φορτίου.....	112
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.....		115
ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΗ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕΣΟΠΡΟΘΕΣΜΗΣ ΖΗΤΗΣΗΣ.....		115
5.1	Εισαγωγή- Παρουσίαση βημάτων.....	116
5.2	Έλεγχος στασιμότητας.....	117
5.3	Παλινδρόμηση δεδομένων.....	120
5.4	Επιλογή μοντέλου.....	125
5.4.1	Μοντέλο ARCH(12).....	126
5.4.2	Μοντέλο ARCH(12), GARCH(12).....	127
5.4.3	Μοντέλο ARCH(12), GARCH(12), AR(12), MA(12).....	128
5.4.4	Μοντέλο ARCH(12), ARMA(12,12).....	129
5.5	Σύνοψη αποτελεσμάτων-Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης.....	130
5.6	Δυναμικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο.....	131
5.7	Παραγωγή μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης φορτίου.....	135
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.....		137
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ.....		137
6.1	Συμπεράσματα.....	138
6.2	Προοπτικές επέκτασης της μελέτης.....	139
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		140

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγική

1.1 Αντικείμενο Διπλωματικής Εργασίας

Ο σκοπός ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας είναι η επαρκής παροχή ηλεκτρισμού στον καταναλωτή με όσο το δυνατόν μικρότερο κόστος και μεγαλύτερο επίπεδο ποιότητας (μεταβολές τάσης, ισχύος και συχνότητας, παραμόρφωση από αρμονικές κτλ). Στο πλαίσιο της εκπλήρωσης αυτών των υποχρεώσεων η πρόβλεψη φορτίου έχει καταστεί μια από τις πιο καίριες λειτουργίες των Σ.Η.Ε. Η αναγκαιότητα της πρόβλεψης φορτίου σχετίζεται τόσο με την φύση της ηλεκτρικής ενέργειας όσο και την οικονομική της διάσταση ως προϊόν συναλλαγής. Το πρώτο αφορά την μη δυνατότητα αποθήκευσης του ηλεκτρισμού με συνέπεια την ανάγκη άμεσης διαθεσιμότητας του την κάθε στιγμή ζήτησης ενώ το δεύτερο την αλλαγή φιλοσοφίας πάνω στην οργάνωση και την διαχείριση των συστημάτων ενέργειας και των ηλεκτρικών εταιριών που έχει επιφέρει η λειτουργία στην απελευθερωμένη αγορά ενέργειας. Η απελευθέρωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, η αυξανόμενη διείσδυση των Ανανεώσιμων Πηγών Ενέργειας (Α.Π.Ε.) καθώς και η έντονη διασύνδεση των Εθνικών Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας με γειτονικά κράτη, έχουν διαφοροποιήσει σημαντικά την λειτουργία της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

Για την περίπτωση της Ελλάδας, η ασφάλεια του ενεργειακού ανεφοδιασμού και επομένως η επάρκεια ηλεκτρικής τροφοδοσίας των καταναλωτών αποτελεί βασικό μέλημα της Ρυθμιστικής Αρχής Ενέργειας και του Υπουργείου Ανάπτυξης σύμφωνα με τον νόμο 2773/1999 περί απελευθέρωσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας. Ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Ηλεκτρικής Ενέργειας (Α.Δ.Μ.Η.Ε.) εκπονεί ειδική μελέτη σχετικά με την επάρκεια ηλεκτρικής ισχύος και τα επαρκή περιθώρια εφεδρείας ισχύος, λαμβάνοντας υπόψη κάθε φορά το εγκεκριμένο δεκαετές Πρόγραμμα Ανάπτυξης του ΕΣΜΗΕ, καθώς και τον μακροχρόνιο ενεργειακό σχεδιασμό της χώρας. Γίνεται λοιπόν εμφανές, ότι το θεσμικό πλαίσιο της χώρας, σε συνέχεια με τις ευρωπαϊκές οδηγίες αναφορικά με την απελευθέρωση της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας, έχει θέσει την πρόβλεψη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στο επίκεντρο της ορθής και ανταγωνιστικής λειτουργίας του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας.

Σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας, είναι η μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για το Ελληνικό Διασυνδεδεμένο Σύστημα Ηλεκτρικής Ενέργειας τόσο σε μακροπρόθεσμο όσο και μεσοπρόθεσμο επίπεδο. Στην συνέχεια επιχειρείται η παραγωγή προβλέψεων τόσο σε μηνιαίο επίπεδο (μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη) για το έτος 2015, όσο και μακροπρόθεσμα για πενταετία 2015-2019.

1.2 Στάδια Υλοποίησης

Το χρονικό διάστημα κατά το οποίο εκπονήθηκε η εργασία ξεκινά από τον Σεπτέμβριο του 2014 και φτάνει μέχρι και τις αρχές Ιουλίου του 2015. Υπήρξαν διάφορα στάδια υλοποίησης, τα οποία περιγράφονται παρακάτω:

- I. Βιβλιογραφική μελέτη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Σε αυτό το στάδιο πραγματοποιήθηκε μια εξονυχιστική ανάλυση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας, με έμφαση σε χώρες του ανεπτυγμένου κόσμου και μελέτες τις τελευταίας δεκαετίας. Η αναζήτηση έγινε αποκλειστικά μέσω διαδικτυακών πυλών, στις οποίες το Ε.Μ.Π. προσφέρει δωρεάν πρόσβαση. Επίσης μελετήθηκαν οι τρεις τελευταίοι ενεργειακοί σχεδιασμοί του ΑΔΜΗΕ για την χώρα, καθώς και οι μελέτες της Διεθνούς Επιτροπής Ενέργειας (International Energy Association-IEA) για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.
- II. Προσδιορισμός παραγόντων που επιδρούν στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την Ελλάδα. Πέρα από την ελληνική βιβλιογραφική μελέτη, πραγματοποιήθηκαν επαφές με τους υπεύθυνους φορείς της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας (εκπρόσωποι ΑΔΜΗΕ, ΡΑΕ) με σκοπό την αναγνώριση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.
- III. Συλλογή στατιστικών στοιχείων για τους παράγοντες που εντοπίστηκαν στο παραπάνω βήμα. Για την συλλογή στοιχείων, χρησιμοποιήθηκαν οι βάσεις δεδομένων της Eurostat και της Ε.Λ.Σ.Τ.Α.Τ.
- IV. Μελέτη και επιλογή κατάλληλου μαθηματικού μοντέλου. Στο στάδιο αυτό, έχοντας μελετήσει τις μαθηματικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται στην παγκόσμια και ελληνική βιβλιογραφία, αλλά και συλλέξει τα κατάλληλα στατιστικά δεδομένα, είμαστε σε θέση να επιλέξουμε το αντίστοιχο μαθηματικό μοντέλο για την δημιουργία του εμπειρικού μοντέλου ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Για την μακροπρόθεσμη ανάλυση, επιλέγεται η χρήση μεθόδων γραμμικής παλινδρόμησης, ενώ για την μεσοπρόθεσμη μοντελοποίηση επιλέγεται η μεθοδολογία ανάλυσης χρονοσειρών.
- V. Δημιουργία εμπειρικών μοντέλων πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας. Διενέργεια κατάλληλων στατιστικών ελέγχων ώστε να εξασφαλιστεί η ευστάθεια των στατιστικών μοντέλων. Τέλος, πραγματοποιείται πρόβλεψη ανάλογα με τον επιθυμητό χρονικό ορίζοντα (μεσοπρόθεσμα ή μακροπρόθεσμα).
- VI. Εξαγωγή συμπερασμάτων και ανάλυση δεδομένων και προοπτικών για την επέκταση της μελέτης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

1.3 Δομή της Εργασίας

Η εργασία περιλαμβάνει έξι κεφάλαια.

- Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μία πολύ σύντομη αναφορά στις σύγχρονες τάσεις για την πρόβλεψη ενέργειας και εν συνεχεία παρουσιάζονται τα στάδια υλοποίησης της εργασίας και η δομή της.
- Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζεται η βιβλιογραφική έρευνα πάνω στην οποία στηρίχθηκε η παρούσα μελέτη. Πραγματοποιείται κατηγοριοποίηση και ανάλυση των μελετών με βάση σημαντικές διαφορετικές προσεγγίσεις στην ανάλυση τους.
- Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μία θεωρητική επισκόπηση των μαθηματικών μεθοδολογιών που χρησιμοποιούνται στην κατασκευή του μεσοπρόθεσμου και μακροπρόθεσμου μοντέλου.
- Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται αρχικά μια αναλυτική παρουσίαση των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν στην μελέτη, ενώ εν συνεχεία παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της μεσοπρόθεσμης και μακροπρόθεσμης ανάλυσης με χρήση ντετερμινιστικών μεθόδων (πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση).
- Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η ανάλυση και πρόβλεψη ης μεσοπρόθεσμης ζήτησης με χρήση μεθόδων ανάλυσης χρονοσειρών.
- Στο έκτο και τελευταίο κεφάλαιο αναλύονται συμπερασματικά τα δεδομένα που προέκυψαν, και εκτιμώνται οι προοπτικές που υπάρχουν για την επέκταση της μελέτης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1 Εισαγωγή

2.1.1 Γενικά για την πρόβλεψη φορτίου

Η πρόβλεψη της ζήτησης φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας είναι ένας έντονα ενεργός κλάδος της επιστήμης των προβλέψεων, στον οποίο οι ερευνητές έχουν επικεντρωθεί μόλις στο πρόσφατο παρελθόν. Βασική αιτία για την επίδειξη μεγάλης προσοχής στο συγκεκριμένο κλάδο, είναι η απελευθέρωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας. Με την κίνηση αυτή, καταλύθηκαν τα μονοπώλια που προϋπήρχαν, παρουσιάστηκαν νέες εταιρείες παραγωγής ενέργειας στις επιμέρους αγορές ηλεκτρικής ενέργειας και όλες οι εταιρείες πλέον λειτουργούν υπό κλίμα έντονου ανταγωνισμού. Είναι λοιπόν σημαντική όχι μόνο για τον κρατικό σχεδιασμό αλλά κι για τις εταιρείες, η κατοχή της προβλεπόμενης ζήτησης του φορτίου ηλεκτρισμού, ώστε να μπορούν να ανταπεξέρχονται στις απαιτήσεις της αγοράς.

Εκτός από την απελευθέρωση της αγοράς, υπάρχουν πολλοί ακόμη σημαντικοί λόγοι για τους οποίους μια εταιρεία παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας χρειάζεται την πρόβλεψη των τιμών του ζητούμενου φορτίου. Οι λόγοι αυτοί φαίνονται από τις εφαρμογές της πρόβλεψης του φορτίου, που αναφέρονται αμέσως μετά. Συγκεκριμένα, η βασικότερη εφαρμογή της πρόβλεψης του ζητούμενου φορτίου παρατηρείται κατά τον οικονομικό προγραμματισμό του συστήματος παραγωγής ενέργειας. Αυτό σημαίνει ότι η πληροφορία της πρόβλεψης αξιοποιείται για το σχεδιασμό της ένταξης μονάδων παραγωγής στο δίκτυο με τον καλύτερο δυνατό τρόπο (μακροπρόθεσμος σχεδιασμός), όπως και για προσοδοφόρες συμφωνίες ανταλλαγής ενέργειας με γειτονικά δίκτυα (μεσοπρόθεσμος σχεδιασμός). Ακόμη, η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη του ζητούμενου φορτίου συμβάλλει στην ασφάλεια του συστήματος παραγωγής ενέργειας (ΣΗΕ), καθώς προειδοποιεί τους χειριστές του συστήματος για ενδεχόμενες έντονες διακυμάνσεις της ζήτησης και διαταραχές, ώστε να προβούν σε ανάλογες ενέργειες για την αποφυγή ανεπιθύμητων καταστάσεων. Μερικές από τις ενέργειες των χειριστών είναι η αγορά ενέργειας από γειτονικά δίκτυα και η ένταξη μονάδων αιχμής (σε περίπτωση που προβλεφθεί έντονη αύξηση της ζήτησης φορτίου). Αυτή η κατάσταση οδηγεί σε καλύτερη διαχείριση του ΣΗΕ και αύξηση της αξιοπιστίας του συστήματος. Τέλος, η κατοχή προβλέψεων ακριβείας σχετικά με το ζητούμενο φορτίο ενέργειας, συμβάλλει στη μείωση του κόστους παραγωγής και λειτουργίας ενός ΣΗΕ.

2.1.2 Κατηγοριοποίηση των προβλέψεων

Για να καταστεί εμφανής η σημασία παραγωγής ορθών προβλέψεων ζήτησης φορτίου είναι απαραίτητος ο διαχωρισμός της ανάλογα με το χρονικό ορίζοντα. Η παραγόμενη πρόβλεψη μπορεί να χαρακτηριστεί ως πολύ βραχυπρόθεσμη, βραχυπρόθεσμη, ή μεσοπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη.

Η πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου (βήματος δευτερολέπτων με βάθος χρόνου τη μισή ώρα) έχει ως στόχο την κάλυψη των αναγκών των συστημάτων αυτομάτου ελέγχου των γεννητριών, τα οποία χρειάζονται όσο το δυνατό καλύτερη πληροφόρηση για τις μελλοντικές αλλαγές φόρτισής τους, ώστε να προχωρήσουν στις αναγκαίες μεταβολές της παροχής καυσίμου και ρύθμισης των επιπέδων τάσης εξόδου τους. Με αυτόν τον τρόπο είναι δυνατός ο έλεγχος της σχέσης συχνότητας-φορτίου και της ασφάλειας του συστήματος. Επίσης, στην σημερινή απελευθερωμένη αγορά, η πολύ βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου μπορεί να διαδραματίσει καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τιμών ηλεκτρικής ενέργειας στα αντίστοιχα χρηματιστήρια ηλεκτρικής ενέργειας ανά χώρα.

Η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου (βήματος ώρας ή μισάωρου με βάθος χρόνου εβδομάδας, μέρας ή ωρών) έχει ως στόχο τη ρύθμιση των βασικών επιπέδων λειτουργίας των μονάδων, ενώ επίσης παίζει σημαντικό ρόλο στη διαμόρφωση της σειράς ένταξής τους με βάση τα κριτήρια της οικονομικής κατανομής και λαμβάνοντας υπόψη τα αντίστοιχα προγράμματα συντήρησης. Ουσιαστικά η πρόβλεψη αυτή, είναι υπεύθυνη για την ενεργειακή διαχείριση του συστήματος.

Η μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη (βήματος έτους ή μηνών ή εβδομάδων με βάθος χρόνου ενός ως τριών ετών) αφορά κυρίως τη ρύθμιση των προγραμμάτων συντήρησης των μονάδων παραγωγής και αξιοποίησης των διαθέσιμων υδάτινων και λοιπών πόρων στις καταλληλότερες χρονικές περιόδους του έτους. Παραδείγματος χάρη, στο ηπειρωτικό ελληνικό σύστημα οι θερμικές μονάδες υφίστανται κατά κύριο λόγο τη μία ή τις δύο ετήσιες συντηρήσεις τους συνήθως σε μη καλοκαιρινούς μήνες, ώστε να καλυφθεί η ανάγκη της ετήσιας αιχμής που εμφανίζεται κατά το καλοκαίρι και οφείλεται κατά κύριο λόγο στη χρήση κλιματιστικών, όπως μας δίνεται από τις αντίστοιχες προβλέψεις. Στη μεσοπρόθεσμη κλίμακα πλέον έχει πρωτεύουσα σημασία και η διακριτή πρόβλεψη ενέργειας για τη διασφάλιση των αναγκαίων καυσίμων.

Η μακροπρόθεσμη πρόβλεψη φορτίου αφορά κυρίως την ετήσια αιχμή φορτίου -ή και τις εποχιακές- και τη συνολική ετήσια ενέργεια για τα επόμενα 10 με 20 χρόνια, ώστε να είναι δυνατός ο σχεδιασμός και η κατασκευή του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας, π.χ. η δημιουργία νέων μονάδων παραγωγής, η κατασκευή νέων γραμμών μεταφοράς ή η αναδιαμόρφωση του δικτύου διανομής μίας μεγάλης περιοχής, π.χ. η ανύψωση του δικτύου μέσης τάσης στα 20 kV από τα 15 kV για την περιοχή της Θεσσαλονίκης ή η κατασκευή του υδροηλεκτρικού σταθμού στο Θησαυρό, δηλαδή έργων αρκετά χρονοβόρων και δαπανηρών.

2.1.3 Η σημασία των προβλέψεων για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα

Στην Ελλάδα, η Δημόσια Εταιρεία Ηλεκτρισμού, ΔΕΗ, έχασε το προνόμιο του αποκλειστικού παραγωγού ηλεκτρικής ενέργειας της χώρας και έκτοτε αρκετές ιδιωτικές εταιρείες έχουν εμφανιστεί στην παροχή της Υψηλής και της Μέσης Τάσης. Με την απελευθέρωση της ελληνικής αγοράς, αυστηρές ρυθμίσεις και απαιτήσεις ως προς της παραγόμενες πρόβλεψης έχουν επιβληθεί από την νομοθεσία. Ο Ανεξάρτητος Διαχειριστής Μεταφοράς Ηλεκτρικής Ενέργειας (ΑΔΜΗΕ), είναι υπεύθυνος για την παραγωγή μελετών και προβλέψεων σε βραχυπρόθεσμο, μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο επίπεδο. Για τον σκοπό αυτό, δημοσιεύει καθημερινώς προβλέψεις για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας της επόμενης μέρας, μηνιαία δελτία ενέργειας καθώς και ετήσιες μελέτες επάρκειας φορτίου για την επόμενη επταετία. Γίνεται λοιπόν εμφανές, ότι η ορθή πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου γίνεται ολοένα κι πιο σημαντική για την ομαλή λειτουργία του ελληνικού ΣΗΕ.

Η πρόβλεψη όμως του ζητούμενου φορτίου αποτελεί ένα αυξανόμενης δυσκολίας εγχείρημα. Η διείσδυση των ΑΠΕ κατά την τελευταία δεκαετία, με την δυσκολία προγραμματισμού που αυτά επιφέρουν καθώς και η οικονομική κρίση έχουν αλλάξει ριζικά το τοπίο του ελληνικού ηλεκτρικού συστήματος, δημιουργώντας σημαντικές ανακρίβειες κυρίως στις μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Τα ΑΠΕ, τα οποία καλύπτουν περίπου το 18% της συνολικής ζήτησης στο ΕΣΜΗΕ, αναμένεται να αυξήσουν το μερίδιό τους στο ενεργειακό μείγμα με σκοπό την επίτευξη των στόχων της χώρας για το 2020 σύμφωνα με τους οποίους η συμμετοχή των ΑΠΕ στον τομέα του ηλεκτρισμού θα ανέλθει στο 40%. Οι πίνακες που ακολουθούν, ποσοτικοποιούν τους στόχους αλλά και την εξέλιξη της διείσδυσης των ΑΠΕ ανά είδος μέχρι το 2020.

Απορρέει επομένως λογικά ότι η διείσδυση μονάδων με στοχαστικά μεταβαλλόμενη παραγωγή, ιδίως αιολικών και φωτοβολταϊκών εισάγει έντονη μεταβλητότητα και απαιτεί κατάλληλο σχεδιασμό για την παραγωγή ορθών προβλέψεων.

ΕΙΔΟΣ	ΙΣΧΥΣ (MW)		
	Με μη Δεσμευτικές Προσφορές Σύνδεσης	Με Δεσμευτικές Προσφορές Σύνδεσης	Σε λειτουργία
Α/Π	13845	4393	1520
ΜΥΗΣ	288	78	220
ΣΗΘΥΑ	0	8	90 ¹²
Φ/Β	1263	1471	2059 ¹³
ΣΒΙΟ	198	50	46 ¹⁴
Η/☉	11	2	0
ΣΥΝΟΛΟ	15605	6002	3935

Πίνακας 2.1: Ισχύς των σταθμών παραγωγής ΑΠΕ και ΣΥΘΥΑ ανά είδος και ως προς το στάδιο ανάπτυξης (Οκτώβριος 2013) [Πηγή: ΑΔΜΗΕ (2013)_ΜΕΛΕΤΗ ΕΠΑΡΚΕΙΑΣ ΙΣΧΥΟΣ για την περίοδο 2013-2020]

	2014	2020
Υδροηλεκτρικά	3700	4650
Μικρά (0-15MW)	300	350
Μεγάλα (>15MW)	3400	4300
Φωτοβολταϊκά	1500	2200
Εγκαταστάσεις από επαγγελματίες αγρότες της περίπτωσης (β) της παρ. 6 του άρθ. 15 του ν.3851/2010	500	750
Λοιπές Εγκαταστάσεις	1000	1450
Ηλιοθερμικά	120	250
Αιολικά (περιλαμβανομένων θαλασσίων)	4000	7500
Βιομάζα	200	350

Πίνακας 2.2: Εθνικοί στόχοι για την επιδιωκόμενη αναλογία εγκατεστημένης ισχύος ΑΠΕ(MW) για τα έτη 2014 και 2020. [Πηγή: ΑΔΜΗΕ (2013)_ΜΕΛΕΤΗ ΕΠΑΡΚΕΙΑΣ ΙΣΧΥΟΣ για την περίοδο 2013-2020

Σημαντικότερη όμως πρόκληση, αποτελεί η οικονομική κρίση στην Ελλάδα, η οποία έχει επιφέρει δραματική αλλαγή στην τάση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Όπως θα γίνει εμφανές και στα επόμενα εδάφια, η επίδραση της οικονομικής κρίσης σε όλους τους τομείς της οικονομίας έχει επιφέρει πτώση της συνολικής ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Από την μεριά όμως των φορέων σχεδιασμού και ανάπτυξης του διασυνδεδεμένου συστήματος, αυτή η μείωση πέρα από σημαντικές προκλήσεις, επιφέρει κι πλεονεκτήματα. Δίνεται, για παράδειγμα, σε πολλά κοστοβόρα έργα ανάπτυξης η δυνατότητα της χρονικής αναβολής έως ότου η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας επανέλθει σε υψηλά επίπεδα). Αυτή η απότομη διαφοροποίηση, η οποία δεν καταγράφεται βιβλιογραφικά σε καμία άλλη ευρωπαϊκή χώρα καθιστά την μελέτη και μοντελοποίηση της ελληνικής αγοράς ιδιαίτερα δύσκολη, καθώς η εξέλιξη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σημειώνει πτώση μεγαλύτερη του 20% την τελευταία εξαετία. Τέλος, η σύγκριση των αποτελεσμάτων της παρούσας μελέτης, με μελέτες για την ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας πρωτύρες του 2011, ίσως αποδειχθεί λανθασμένη, λαμβάνοντας υπόψη τις προαναφερθείσες διαφοροποιήσεις.

Στα επόμενα κεφάλαια, πραγματοποιείται μια αναλυτική παρουσίαση της βιβλιογραφικής μελέτης στην οποία βασίστηκε η παρούσα εργασία, ενώ δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ελληνική βιβλιογραφία.

2.2 Αναλυτική Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.2.1 Γενική ανασκόπηση

Σημαντικό ενδιαφέρον τόσο από την πλευρά των φορέων της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας όσο και ακαδημαϊκών γενικότερα έχει γεννήσει μια σειρά μελετών σχετικά με τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Το μεγάλο εύρος της βιβλιογραφίας, το οποίο αναπτύσσεται με εκθετικούς ρυθμούς τα τελευταία τριάντα χρόνια, καθιστά δύσκολη την κατηγοριοποίηση των μελετών σε αυστηρές νόρμες. Αδιαμφισβήτητα όμως, μπορούμε να χαράξουμε χρονικά καθώς και γεωγραφικά όρια τα οποία θα μας βοηθήσουν να κατανοήσουμε την εξέλιξη της μελέτης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Όπως αναφέρθηκε εκτενώς στην παράγραφο 2.1.2 με την απελευθέρωση των αγορών ηλεκτρικής ενέργειας, η ορθή πρόβλεψη ηλεκτρικών φορτίων για τις εκάστοτε αγορές, αποτέλεσε βασική προϋπόθεση για την ομαλή λειτουργία μιας απελευθερωμένης αγοράς. Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη νέων μαθηματικών μεθόδων πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας, αποτέλεσε κινητήριο δύναμη για την παραγωγή πληθώρας μελετών. Η πλειοψηφία των υπό εξέταση μελετών προσπαθούν να μοντελοποιήσουν την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας για διάφορα κράτη, να εντοπίσουν τους εκάστοτε προσδιοριστικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας και τέλος να εξάγουν συμπεράσματα πάνω σε αυτές τις σχέσεις. Επί παραδείγματι, όπως αναλύεται κι εκτενώς στην παράγραφο 2.2.4, η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας εμφανίζει μια ανελαστική σχέση με την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας ενώ στα περισσότερα κράτη αυτή η τιμή αυτή πλησιάζει το μηδέν. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι μελετητές εξετάζουν τις τιμολογιακές πολιτικές που εφαρμόζονται και αντιπροτείνουν μέτρα ώστε να επιτευχθούν οι ενεργειακή στόχοι της εκάστοτε χώρας.

Καθώς η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας συνιστά ένα μέγεθος άμεσα συνυφασμένο με την εκάστοτε οικονομία και κοινωνία είναι αυτονόητο ότι παρατηρούνται σημαντικές διαφορές στις βιβλιογραφικές μελέτες μεταξύ χωρών. Στα αναπτυγμένα ευρωπαϊκά κράτη όπου τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας είναι σταθερό αλλά και έντονα διασυνδεδεμένα, η βιβλιογραφία επικεντρώνεται σε διαφορετικά ζητούμενα σε σχέση με μελέτες που αφορούν αναπτυσσόμενα κράτη όπου η διασύνδεση νέων πελατών καθώς και η σταθερότητα του δικτύου αποτελούν πρωταρχική μέριμνα για τους φορείς του συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας. Επίσης, παρατηρούνται σημαντικές αποκλίσεις στο επίπεδο εμβάθυνσης των μελετών μεταξύ ανεπτυγμένων και μη κρατών. Η πρώτη ομάδα ερευνών, έχοντας ήδη μελετήσει σε βάθος την αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, επικεντρώνεται σταδιακά σε μικρότερη κλίμακα ζητήματα. Αντίθετα, η μελέτη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε αναπτυσσόμενα κράτη, επιχειρεί μια πρώτη μοντελοποίηση της αγοράς. Άλλωστε τα ΣΗΕ αυτών των κρατών, αναπτύσσονται ταχύτατα, ενώ οι αγορές δεν είναι απελευθερωμένες, οπότε η πληροφορία σχετικά με την φύση των καταναλωτικών προτύπων θα ήταν όχι μόνο εσφαλμένη αλλά και πέρα από το άμεσο ερευνητικό ενδιαφέρον της αγοράς.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα της παραπάνω αντίθεσης αποτελούν οι μελέτες των Arthur et.al[13] και των Jordan et.al[59]. Οι πρώτοι, επιχειρούν μια πρώτη ανάλυση της επίδρασης του εισοδήματος και της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας στην οικιακή ζήτηση στην Μοζαμβίκη. Η μελέτη αυτή αποτελεί την πρώτη προσπάθεια μοντελοποίησης της αγοράς σε σχέση με τιμές υποκατάστατων ως προς την ηλεκτρική ενέργεια αγαθών. Οι δεύτεροι, πραγματοποιούν μια αναλυτική διερεύνηση και μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα της Ισπανίας. Το χαρακτηριστικό στοιχείο της μελέτης είναι η εξέταση μιας πληθώρας ιδιαίτερων μεταβλητών όπως το ποσοστό των νοικοκυριών τα οποία χρησιμοποιούν ηλεκτρισμό για ζεστό νερό ή θέρμανση καθώς και το ποσοστό αυτών με τουλάχιστον ένα ηλικιωμένο μέλος. Η διαφορετική αυτή προσέγγιση αποσκοπεί στον προσδιορισμό ενός «φαινομένου συνήθειας» το οποίο υφίσταται στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας.

2.2.2 Χρονικός ορίζοντας μοντελοποίησης

Ο χρονικός ορίζοντας της ανάλυσης αποτελεί σημαντικό στοιχείο διαφοροποίησης μεταξύ των μελετών. Όπως θα γίνει εμφανές παρακάτω, ανεξάρτητα από το υπό εξέταση ΣΗΕ, η συντριπτική πλειοψηφία των μελετών προσπαθούν να αναλύσουν και να μοντελοποιήσουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας σε μακροπρόθεσμο επίπεδο. Οι λόγοι γι' αυτήν την τάση χαρακτηρίζονται από τις απαιτήσεις της εκάστοτε αγοράς. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει, μέσω της μακροπρόθεσμης ανάλυσης και πρόβλεψης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για μια χώρα επιτυγχάνεται η διερεύνηση των προσδιοριστικών παραγόντων που επηρεάζουν την ζήτηση. Ανάλογα με τους στόχους των κρατών μπορούν να ληφθούν κατάλληλα μέτρα για επιθυμητά επίπεδα ζήτησης αλλά και για την επίτευξη περιβαλλοντικών δεσμεύσεων. Οι πολιτικές αυτές συνήθως απαιτούν κρατικό σχεδιασμό και τα αποτελέσματά τους μπορούν να έχουν άμεσο αντίκτυπο στον σχεδιασμό των επόμενων χρόνων. Θέτοντάς το απλά, η πλειοψηφία των μελετών επικεντρώνεται σε μακροπρόθεσμη ανάλυση καθώς αυτό συνιστά το κύριο ζητούμενο τόσο από τα κράτη όσο και από τους διαφορετικούς φορείς της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι μελέτες που ασχολούνται με την μακροπρόθεσμη ζήτηση, λαμβάνουν ετήσια δεδομένα σε εύρος είκοσι έως σαράντα παρατηρήσεων και επικεντρώνονται στον υπολογισμό της μακροπρόθεσμης ελαστικότητας της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς βασικά οικονομικά μεγέθη όπως το ΑΕΠ ή το μέσο εισόδημα των νοικοκυριών.

Παρατηρείται όμως μια αλλαγή στην παραπάνω τάση τα τελευταία χρόνια. Καθώς οι αγορές απελευθερώνονται και τα ΑΠΕ, με την δυσκολία προσδιορισμού της απόδοσής τους, επεκτείνονται γίνεται όλο και πιο αναγκαία τόσο η ανάλυση όσο και η πρόβλεψη σε μεσοπρόθεσμο και βραχυπρόθεσμο επίπεδο. Για τον λόγο αυτό, όλο και πιο πρόσφατες μελέτες επικεντρώνονται σε μια μεσοπρόθεσμη ή ακόμα και βραχυπρόθεσμη ανάλυση. Ταυτόχρονα, η αύξηση της υπολογιστικής ικανότητας δίνει την δυνα-

τότητα στους ερευνητές να προσομοιώσουν μοντέλα στηριγμένα σε δεδομένα δευτερολέπτων. Τέλος, η ανάπτυξη μοντέλων καιρού επιτρέπει στους μελετητές της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας να εντοπίσουν την επίδραση του καιρού με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια και να εντάξουν στο μοντέλο τους τα αναλυτικά διαθέσιμα δεδομένα.

Στο Πίνακα 2.3 παρουσιάζονται οι υπό εξέταση μελέτες με βάση τον χρονικό ορίζοντα ανάλυσης. Επιβεβαιώνεται λοιπόν και από την παρούσα έρευνα ότι το μεγαλύτερο μέρος των μελετητών εστιάζει στην μακροπρόθεσμη μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, για τους λόγους που αναλύθηκαν. Θεωρώντας όμως ότι η τάση διερεύνησης των μεσοπρόθεσμων και βραχυπρόθεσμων μοντέλων θα συνεχιστεί σταθερά, αναμένουμε εξισορρόπηση μεταξύ του ενδιαφέροντος τόσο για μακροπρόθεσμη όσο και για μεσοπρόθεσμη ή βραχυπρόθεσμη μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Πιο συγκεκριμένα, εκτενής μελέτη των μακροπρόθεσμων παραγόντων διαμόρφωσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, πραγματοποιούν οι Leeet. Chiu[67], οι οποίοι μελετούν 24 χώρες μέλη του ΟΟΣΑ και υπολογίζουν την ελαστικότητα της ζήτησης ως προς την τιμή, το εισόδημα και τον καιρό για την περίοδο 1978-2004. Τα αποτελέσματα, με χρήση ενός μη γραμμικού-παλινδρομικού μοντέλου (Panel Smooth Transition Regression -PSTR-model), δείχνουν ότι υπάρχει μια έντονη μη γραμμική σχέση μεταξύ της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας του πραγματικού εισοδήματος, της τιμής και της θερμοκρασίας. Καθώς το εισόδημα αυξάνεται, η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας αυξάνει με ταχείς ρυθμούς αρχικά, ενώ όταν το εισόδημα ξεπεράσει περίπου το ποσό των 2500USD το ποσοστό αύξησης αρχίζει να επιβραδύνει. Επιπρόσθετα, μια αύξηση στην τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας έχει αρνητική ή μηδενική επίδραση στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Όσο περνά ο καιρός, οι απόλυτες ελαστικότητες της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας μειώνονται σταδιακά σε σχέση με το ΑΕΠ και την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας ενώ αντίθετα αυξάνεται η ελαστικότητα της ως προς την θερμοκρασία, γεγονός που υποδηλώνει την αυξανόμενη επίδραση της θερμοκρασίας στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας τα τελευταία χρόνια.

Μακροπρόθεσμη ανάλυση επιχειρούν και οι Zachariades et. Pashourtidou[101], οι οποίοι παρουσιάζουν την πρώτη εμπειρική ανάλυση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας στην Κύπρο. Με χρήση ετήσιων στοιχείων για την περίοδο 1960-2004, εξετάζεται η χρήση ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό και των τομέα των υπηρεσιών αλλά και η αλληλεπίδρασή τους με το εισόδημα, τις τιμές και τις καιρικές συνθήκες. Η ανάλυση γίνεται με τη βοήθεια των τεχνικών ανάλυσης χρονοσειρών, όπως η εξέταση μοναδιαίας ρίζας με και χωρίς διαρθρωτικό κενό στα επίπεδα, με ελέγχους της συνολοκλήρωσης, μοντέλα διόρθωσης σφάλματος (vector error correction models(Vector Error Correction Models)-VECM)και έλεγχοι αιτιότητας κατά Granger. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης υπολογίζουν μακροπρόθεσμα την ελαστικότητα, της ζήτησης ως προς το εισόδημα, μεγαλύτερη της μονάδας, ενώ διαπιστώνεται ανελαστική σχέση μεταξύ της ίδιας και της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας.

Πίνακας 2.3 : Κατηγοριοποίηση μελετών με βάση τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης

Χρονικός Ορίζοντας	References
Μακροπρόθεσμη ανάλυση	Arizoyet. Ozturk [1], Blazquezet.al [2], Gomezet.al [5], Okajimaet. Okajima [6], Jamil et. Ahmad [7], Hondrogiannis [8], Dergiades et. Tsoulfidis [9], Dergiades et.al [10], Tsani [11], Donatos et. Mergos [12], Tserkezos [13], Donatos et. Mergos[14], Dilaver et. Hunt[16], Dilaver et. Hunt[17], Dilaver et. Hunt[18], Erdogdu[19], Filippini[20], Ahmed et.al[21], An et. Al[22], Chen et.al[25], Jamil et. Ahmad[26], Jordan et.al[27], Kale et. Pohekar[28], Koliou et.al[30], Lim et.al[31], McLoughlin et.al[32], Mousavi et.al[34], Nakajima[36], Pourazam et. Cooray[38], Rapson[40], Sa’ad[41], Shazly[42], Wang et.al[44], Wood et. Alsayegh[45], Zahedi et.al[47], Zhou et. Teng[48], Azvedo et.al[49], Bartusch et.al[50], Bianco et.al[51], Fullerton et.al[54], Halvorsen et. Larsen[55], Labandeira et.al[56], Nakajima et. Hamori[57], Adom et.al[59], Inglesi-Lotz[62], Narayan et. Smyth[63], Yoo et.al[65], Zachariadis et. Pashourtidou[66], Albertini et. Filippini[67], Gam et. Rejeb[68], Narayan et.al[69], Ziramba[70], Amaraqickrama et. Hunt[71], Amusa et.al[72], Atakhanova et. Howie[73], Athukorala et. Wilson[74], De Vita et.al[75], Al Faris[76], Haliciglu[77], Lee et. Chiu[78], Narayan et. Smyth[79], Amjadi et.al[80], Bentzen et. Engsted[82],Bentzen et. Engsted[83], Bjorner et.al[84], Bose et. Shukla[85], Cerrutti[86], Ediger et. Akar[87], Holtedahl et. Joutz[88], Kamerschen et. Porter[89], Lee et.al[90], Narayan et. Smyth[91], Rapanos et. Polemis[92], Silik et. Joutz[93], Adom et. Bekoe[94], Bessec et. Fouquau[95], Egelioglu et.al[96], Halvorsen et. Larsen[98], Polemis[104]
Μεσοπρόθεσμη ανάλυση	Fell et.al[4], Psiloglou et.al[15], Aradula et.al[23], Chang et.al[24],McLoughlin et.al[32],Mirasgedis et.al[33], Dulleck et. Kaufmann[52], Wiesmann et.al[58], Arthur et.al[60], Filippini et. Pachauri[61], Beenstock et.al[81]
Βραχυπρόθεσμη ανάλυση	Blazquezet.al[2], Felice et.al[3], Psiloglou et.al[15], Dilaver et. Hunt[16], Erdogdu[19], Filippini[20], Jordan et.al[27], Kim[29], Lim et.al[31], McLoughlin et.al[32], Mirasgedis et.al[33], Pielow et.al[37], Pourazarm et. Cooray[38], Bianco et.al[51], Fan et. Hyndman[53], Athukorala et. Wilson[74], Haliciglu[77], Narayan et. Smyth[79], Bentzen et. Engsted[82], Silik et. Joutz[93]

Σύγκριση και στην συνέχεια συνδυασμό μεταξύ των βραχυχρόνιων και μακροχρόνιων μοντέλων, επιχειρούν οι Pielow et.al[81], καθώς παράγουν βραχυπρόθεσμα και μακροπρόθεσμα μοντέλα για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στις Η.Π.Α. στον βιομηχανικό και εμπορικό τομέα. Το βραχυπρόθεσμο μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης χρησιμοποιεί ωριαία δεδομένα καιρού και το «ημερολογιακό φαινόμενο» (Calendar Effect- εάν, δηλαδή, η υπό εξέταση ημέρα είναι εργάσιμη ή όχι). Αντίθετα το μακροπρόθεσμο μοντέλο λαμβάνει υπ' όψιν του δεδομένα πληθυσμού, τιμών και ΑΕΠ. Τα δυο μοντέλα πραγματοποιούν προβλέψεις ξεχωριστά, αλλά τελικά συνδυάζονται σε ένα ενιαίο ώστε να παραχθούν προβλέψεις βασισμένες σε ωριαία στοιχεία αλλά για μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα. Η διαδικασία αποτελείται από τρία βασικά βήματα. Αρχικά παράγονται οι βραχυπρόθεσμες προβλέψεις της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, στην συνέχεια υπολογίζονται οι ποσοστιαίες μακροπρόθεσμες μεταβολές της ζήτησης, οι οποίες εφαρμόζονται στο βραχυπρόθεσμο μοντέλο, με σκοπό να υπολογιστεί τελικά η ελαστικότητα της ζήτησης τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα ως προς την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα ότι, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να μεταβληθεί έντονα σε σχέση με διαφορετικές τιμολογιακές πολιτικές στον βιομηχανικό και εμπορικό τομέα.

Τέλος, οι Felice et.al[42] προβλέπουν την βραχυπρόθεσμη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την Ιταλία χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο ARIMA. Σκοπός της μελέτης είναι η διερεύνηση της επίδρασης των καιρικών συνθηκών στην βραχυπρόθεσμη ζήτηση του φορτίου. Χρησιμοποιούνται ημερήσια δεδομένα από την περίοδο 2003-2009 (ένα δείγμα μεγαλύτερο των 2500 παρατηρήσεων) ενώ γίνεται διαχωρισμός μεταξύ εργάσιμων και μη ημερών. Το ενδιαφέρον στοιχείο της μελέτης συνίσταται στην χρήση αριθμητικών μοντέλων πρόβλεψης καιρού (Numerical Weather Prediction models-NWP models), τα οποία αποτελούν μαθηματικά μοντέλα που λαμβάνουν πληθώρα στοιχείων από τις ατμοσφαιρικές συνθήκες ώστε να παράγουν υψηλής ακρίβειας προβλέψεις για τον καιρό. Η μελέτη επικεντρώνεται στους καλοκαιρινούς μήνες, όπου η αυξανόμενη χρήση ενεργοβόρων μεθόδων κλιματισμού καθώς και οι υψηλές θερμοκρασίες, δημιουργούν έντονες διακυμάνσεις στην βραχυπρόθεσμη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η επίδραση του καιρού, και πιο συγκεκριμένα της θερμοκρασίας, στην ζήτηση του ηλεκτρικού φορτίου είναι σημανίονσα, ιδιαίτερα για τις πιο θερμές περιοχές της χώρας.

Οι Fanet. Hyndman[41] εξετάζουν την ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς την τιμή για την περιοχή της Νότιας Αυστραλίας. Οι μελετητές επικεντρώνονται στην μεταβολής της προαναφερθείσας ελαστικότητας ανάλογα με την ζήτηση μέσα στην ημέρα αλλά κι την εποχή. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιούν παρατηρήσεις ανά 30 λεπτά σε ένα παραμετρικό, εμπειρικό μοντέλο. Πράγματι, διαπιστώνεται διακύμανση της ελαστικότητας ως προς την τιμή μέσα στο χρόνο (από -0.363 έως -0.428) με την υψηλότερη αρνητική τιμή να καταγράφεται το χειμώνα το οποίο δικαιολογείται λόγω της πληθώρας επιλόγων για θέρμανση σε σχέση με αυτές για ψύξη. Παρόλα αυτά, σε περιόδους αιχμής τόσο για το καλοκαίρι όσο και για τον χειμώνα η ελαστικότητα ως προς την τιμή είναι ιδιαίτερα χαμηλή.

2.2.3 Οικιακή, βιομηχανική και αθροιστική μελέτη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

Τα αποτελέσματα της μοντελοποίησης και πρόβλεψης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας αποδεικνύονται χρήσιμα, όπως αναλύθηκε στην παράγραφο 2.2.1, τόσο στους κρατικούς φορείς υπεύθυνους για τον σχεδιασμό και ανάπτυξη ενός ΣΗΕ όσο και για μεγάλες εταιρείες οι οποίες είτε δραστηριοποιούνται στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, είτε αποτελούν βασικούς πελάτες κατανάλωσης αυτής (πελάτες Υψηλής Τάσης). Επομένως, διαφορετικές πληροφορίες και συμπεράσματα απασχολούν φορείς με διαφορετικό ρόλο στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας. Με σκοπό να δοθούν απαντήσεις στους εκάστοτε ενδιαφερόμενους, πληθώρα μελετών εξετάζει συγκεκριμένους τομείς-πελάτες της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Πολλές μελέτες δεν μελετούν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στο σύνολό της αλλά στους επιμέρους βασικούς τομείς της οικονομίας. Υπάρχουν λοιπόν μελέτες που επικεντρώνονται στην διερεύνηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας είτε στον οικιακό και βιομηχανικό τομέα είτε στον τομέα των υπηρεσιών. Καθώς οι δυο πρώτες κατηγορίες αποτελούν και την πλειοψηφία της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας για την πλειονότητα των κρατών, ελάχιστες μελέτες επικεντρώνονται στον τομέα των υπηρεσιών ή της αγροτικής παραγωγής.

Ενδιαφέρον παρουσιάζει ότι οι περισσότεροι μελετητές της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας προσεγγίζουν την αγορά είτε στο σύνολό της είτε επικεντρώνονται στον οικιακό τομέα, κάτι το οποίο γίνεται εύκολα εμφανές από τον Πίνακα 2.4. Η επικέντρωση στους οικιακούς πελάτες μπορεί να ερμηνευθεί ως μια προσπάθεια μοντελοποίησης καταναλωτικών συμπεριφορών. Στα ευρωπαϊκά κράτη, η σταθερή αύξηση του ΑΕΠ, η ανάπτυξη μιας μεσαίας τάξης με αυξανόμενες ενεργειακές απαιτήσεις, η εισαγωγή ενεργοβόρων κλιματιστικών μονάδων αλλά και τελευταία η αυξανόμενη περιβαλλοντική συνείδηση και τα μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας καθιστούν την συγκεκριμένη κατηγορία καταναλωτών ως την πιο ευμετάβλητη ως προς τους καθοριστικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ζήτηση. Όπως θα γίνει εμφανές παρακάτω, σημαντικές διαφορές στον οικιακό τομέα εντοπίζουμε σε μελέτες χωρών με παρόμοια δημογραφικά και οικονομικά στοιχεία. Για τους παραπάνω λόγους, η μελέτη οικιακής ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί βασικό ερευνητικό αντικείμενο.

Πιο συγκεκριμένα, οι Bianco et al [22] παράγουν επίσης προβλέψεις για την συνολική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ιταλία χρησιμοποιώντας μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Η μελέτη χρησιμοποιεί ετήσια δεδομένα από το 1970 έως το 2007 με κύριους προσδιοριστικούς παράγοντες το ΑΕΠ, το ΑΕΠ ανά κάτοικο, την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας και τον πληθυσμό. Τα αποτελέσματα της μελέτης καταδεικνύουν ότι η ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας είναι ελαστική ως προς το εισόδημα (income elasticity: 1.164) και ανελαστική ως προς την τιμή (long run price elasticity: -0.06) γεγονός που επιβεβαιώνει την αδυναμία ελέγχου του επιπέδου ζήτησης μέσω τιμολογιακών πολιτικών.

Οι Blazquez et.al[24] μελετούν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον ισπανικό οικιακό τομέα πραγματοποιώντας μια εμπειρική ανάλυση μέσω ενός λογαριθμικού υποδείγματος μερικής προσαρμογής (Partial Adjusted Model). Η μελέτη επικεντρώνεται στην επίδραση της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας και του καιρού. Η ελαστικότητα ως προς την τιμή καταγράφει όπως είναι αναμενόμενο μια αρνητική τιμή, χαμηλότερη όμως της μονάδας. Αντίθετα οι καιρικές συνθήκες έχουν ξεκάθαρη επίδραση στην ζήτηση. Οι μελετητές καταλήγουν ότι εφόσον η τιμή είναι ένα ανελαστικό μέγεθος, ο τρόπος για να καμφθεί η αυξανόμενη ηλεκτρική κατανάλωση είναι η εισαγωγή αυστηρότερων προδιαγραφών ενεργειακής απόδοσης για τις οικιακές συσκευές.

Ο Shazly[89] αναλύει τη ζήτηση για ηλεκτρική ενέργεια στην Αίγυπτο και παρέχει προβλέψεις ανά τομέα δραστηριότητας (οικιακό, βιομηχανικό, υπηρεσίες ,αγροτικό) χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση του πίνακα συνολοκλήρωσης (cointegration techniques). Η εκτίμηση της εμπειρικής εξίσωσης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας βασίζεται σε δεδομένα για την περίοδο 1982-2007. Οι εκτιμώμενες μακροχρόνιες ελαστικότητες της τιμής και του εισοδήματος χρησιμοποιούνται στην συνέχεια για την παραγωγή προβλέψεων για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για την περίοδο 2008-2010. Αυτό επιτρέπει τη δοκιμή για την προβλεπτική ικανότητα πριν από τη διεξαγωγή μακροπρόθεσμων προβλέψεων για το 2022, με βάση εύλογες παραδοχές. Η ανάλυση λαμβάνει υπόψη τρία σενάρια που ταξινομούνται ως σημείο αναφοράς, βάση, και υψηλής περίπτωσης κατά τα οποία η προσαρμογή της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας σε επιθυμητά επίπεδα λαμβάνει χώρα με αργό, μέτριο ή γρήγορο ρυθμό, αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα από τις προσομοιώσεις πολιτικής, υποδηλώνουν ότι ο μέτριος ρυθμός των μεταρρυθμίσεων είναι μια κατάλληλη στρατηγική που επιτυγχάνει μια λογική ισορροπία ανάμεσα στην επιτάχυνση της διαδικασίας προσαρμογής των τιμών στα επιθυμητά επίπεδα και τη μείωση των αρνητικών επιπτώσεων από ενδεχόμενη κρίση την παροχή ενέργειας, στην οικονομική δραστηριότητα της χώρας.

Πίνακας 2.4 : Κατηγοριοποίηση μελετών με βάση την ανάλυση της αγοράς

Κατηγορία Μεταβλητών	References
Total	Arizoyet. Ozturk [1], Blazquezet.al [2], Gomezet.al [5], Okajimaet. Okajima [6], Jamil et. Ahmad [7], Hondrogiannis [8], Dergiades et. Tsoulfidis [9], Dergiades et.al [10], Tsani [11], Donatos et. Mergos [12], Tserkezos [13], Donatos et. Mergos[14], Dilaver et. Hunt[16], Dilaver et. Hunt[17], Dilaver et. Hunt[18], Erdogdu[19], Filippini[20], Ahmed et.al[21], An et. Al[22], Chen et.al[25], Jamil et. Ahmad[26], Jordan et.al[27], Kale et. Pohekar[28], Koliou et.al[30], Lim et.al[31], McLoughlin et.al[32], Mousavi et.al[34], Nakajima[36], Pourazam et. Cooray[38], Rapson[40], Sa’ad[41], Shazly[42], Wang et.al[44], Wood et. Alsayegh[45], Zahedi et.al[47], Zhou et. Teng[48], Azvedo et.al[49], Bartusch et.al[50], Bianco et.al[51], Fullerton et.al[54], Halvorsen et. Larsen[55], Labandeira et.al[56], Nakajima et. Hamori[57], Adom et.al[59], Inglesi-Lotz[62], Narayan et. Smyth[63], Yoo et.al[65], Zachariadis et. Pashourtidou[66], Albertini et. Filippini[67], Gam et. Rejeb[68], Narayan et.al[69], Ziramba[70], Amaraqickrama et. Hunt[71], Amusa et.al[72], Atakhanova et. Howie[73], Athukorala et. Wilson[74], De Vita et.al[75], Al Faris[76], Haliciglu[77], Lee et. Chiu[78], Narayan et. Smyth[79], Amjadi et.al[80], Bentzen et. Engsted[82], Bentzen et. Engsted[83], Bjorner et.al[84], Bose et. Shukla[85], Cerrutti[86], Ediger et. Akar[87], Holtedahl et. Joutz[88], Kamerschen et. Porter[89], Lee et.al[90], Narayan et. Smyth[91], Rapanos et. Polemis[92], Silik et. Joutz[93], Adom et. Bekoe[94], Bessec et. Fouquau[95], Egelioglu et.al[96], Halvorsen et. Larsen[98], Polemis[104]
Residential	Fell et.al[4], Psiloglou et.al[15], Aradula et.al[23], Chang et.al[24], McLoughlin et.al[32], Mirasgedis et.al[33], Dulleck et. Kaufmann[52], Wiesmann et.al[58], Arthur et.al[60], Filippini et. Pachauri[61], Beenstock et.al[81]
Industrial	Blazquezet.al[2], Felice et.al[3], Psiloglou et.al[15], Dilaver et. Hunt[16], Erdogdu[19], Filippini[20], Jordan et.al[27], Kim[29], Lim et.al[31], McLoughlin et.al[32], Mirasgedis et.al[33], Pielow et.al[37], Pourazarm et. Cooray[38], Bianco et.al[51], Fan et. Hyndman[53], Athukorala et. Wilson[74], Haliciglu[77], Narayan et. Smyth[79], Bentzen et. Engsted[82], Silik et. Joutz[93]

Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη των Dilaver et. Hunt[33], όπου μοντελοποιείται η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον τουρκικό βιομηχανικό τομέα. Η εργασία διερευνά τη σχέση μεταξύ της τουρκικής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας, της παραγόμενης προστιθέμενης αξίας του βιομηχανικού κλάδου καθώς και τις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας στην βιομηχανία, προκειμένου να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές της ζήτησης στην βιομηχανία. Η μελέτη αυτή, διαφοροποιείται με τις υπόλοιπες

καθώς πέρα από τον προσδιορισμό της σημασίας των προαναφερθέντων παραγόντων, εξετάζει και την αξία της βασικής τάσης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας (Underlying Energy Demand Trend-UEDT), ενός παράγοντα που εισάγεται από τους μελετητές και αφορά στην μοντελοποίηση της συνολικής τάσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Η παρούσα μελέτη, αποκτά μεγαλύτερη αξία για την ανάλυση της ελληνικής αγοράς καθώς κατά την εξεταζόμενη περίοδο (ετήσια δεδομένα από το 1960 έως το 2008) η τουρκική οικονομία αντιμετώπισε αλλεπάλληλες σημαντικές οικονομικές κρίσεις (περίοδοι 1978-1981, 1988-1989, 1994 και 1998-2002) γεγονός το οποίο επηρέασε την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και την βιομηχανική παραγωγή. Το μοντέλο υπολογίζει αρνητική τιμή για την ελαστικότητα ως προς την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας (-0.16) ενώ η ελαστικότητα ως προς την προστιθέμενη αξία από την βιομηχανική παραγωγή διαμορφώνεται στο +0.14. Αξιοσημείωτο είναι επίσης ότι το μοντέλο παρουσιάζει υψηλό δείκτη προσαρμοστικότητας (R-adjusted). Τέλος, οι ερευνητές προχωρούν και στην παραγωγή προβλέψεων με την δημιουργία τριών σεναρίων ως προς την διαμόρφωση της τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι Azvedo et.al[16] επιχειρούν να απαντήσουν στο ερώτημα εάν η αύξηση των τιμών της ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα μπορεί να οδηγήσει σε μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα. Για το σκοπό αυτό, εξετάζουν τις αγορές των Η.Π.Α και της Ευρωπαϊκής Ένωσης λαμβάνοντας δεδομένα από το 1990 έως το 2004. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης επιβεβαιώνουν την χαμηλή ανελαστική σχέση τιμής και ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας (range of price elasticity -0.2 to -0.5), το οποίο οδηγεί τους μελετητές στο συμπέρασμα ότι οι αρμόδιοι φορείς πρέπει να δημιουργήσουν ένα πιο σύνθετο μίγμα πολιτικών για τον περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα.

Την ηλεκτρική κατανάλωση στον τομέα των υπηρεσιών, ο οποίος αποτελεί τον μεγαλύτερο τομέα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας στην Κορέα, μοντελοποιεί η μελέτη των Lim et.al [68]. Η εργασία επιχειρεί να εξετάσει τη λειτουργία της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στον τομέα των υπηρεσιών Κορέας με τα ετήσια στοιχεία που καλύπτουν την περίοδο 1970-2011. Οι βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες ελαστικότητες της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε σχέση με την τιμή και το εισόδημα εκτιμώνται εμπειρικά χρησιμοποιώντας ένα υπόδειγμα συνολοκλήρωσης διόρθωσης σφάλματος (cointegration techniques and VECM). Η βραχυπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη ελαστικότητα ως προς την τιμή εκτιμάται ότι θα είναι -0,421 και -1,002, αντίστοιχα. Οι αντίστοιχες ελαστικότητες ως προς το εισόδημα υπολογίζεται ότι είναι 0.855 και 1.090, αντίστοιχα. Επομένως προκύπτει ότι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον τομέα των υπηρεσιών είναι ανελαστική σε μεταβολές τόσο στην τιμή όσο και τα έσοδα στα βραχυπρόθεσμα, αλλά ελαστική μακροπρόθεσμα. Ως εκ τούτου, φαίνεται ότι αλλαγές στην τιμολογιακή πολιτική αποτελεί πιο αποτελεσματική λύση από την παρέμβαση στην ρύθμιση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, προκειμένου να σταθεροποιηθεί η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον τομέα των υπηρεσιών. Επιπλέον, είναι απαραίτητο να ενθαρρυνθεί η πιο αποδοτική χρήση της ηλεκτρικής ενέργειας για να

αντιμετωπίσουν την αύξηση της ζήτησης για ηλεκτρική ενέργεια μετά την οικονομική ανάπτυξη, επειδή η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον τομέα των υπηρεσιών είναι ελαστική ως προς το εισόδημα.

Οι Dergiades et. Tsoulfidis[30] μελετούν την οικιακή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για τις Η.Π.Α. με δεδομένα από το 1965 έως το 2006. Οι μελετητές εντοπίζουν ως κύριες μεταβλητές για την αγορά των Η.Π.Α. το ΑΕΠ ανά κάτοικο, την τιμή του πετρελαίου θέρμανσης, τις καιρικές μεταβολές (θερμοημέρες και ψυχροημέρες) και τον αριθμό νέων σπιτιών από το 1965 μέχρι το 2006. Τα αποτελέσματα της μελέτης (ελαστικότητες των παραπάνω μεγεθών μακροπρόθεσμα και βραχυπρόθεσμα) αποκαλύπτουν μια αρνητική σχέση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας με την τιμή αυτής (-1.065) η οποία είναι συμβατή με προηγούμενες βιβλιογραφικές μελέτες (εύρος τιμών ελαστικότητας ως προς την τιμή για τον οικιακό τομέα των Η.Π.Α. :-0.45 έως -2.01). Αντίθετα, ισχυρά θετική επίδραση στην διαμόρφωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζει ο αριθμός νέων σπιτιών (η μακροπρόθεσμη ελαστικότητα υπολογίζεται στο +1.5), ενώ το εισόδημα έχει μακροπρόθεσμα μικρότερη επίδραση (+0.27).

2.2.4 Προσδιοριστικοί παράγοντες της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

A. Βασικές επεξηγηματικές μεταβλητές

Από την ανάλυση της βιβλιογραφίας που έχει προηγηθεί, τόσο σε επίπεδο χρονικού ορίζοντα μελέτης (μακροπρόθεσμη, μεσοπρόθεσμη και βραχυπρόθεσμη ανάλυση-παράγραφος 2.2.2) όσο και σε επίπεδο τομέων ανάλυσης (αθροιστική, οικιακή, βιομηχανική μελέτη της ζήτησης ηλεκτρική ενέργειας- παράγραφος 2.2.3) μπορούμε εύκολα να παρατηρήσουμε ένα εύρος παραγόντων που επηρεάζουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Απορρέει λογικά, ότι ανάλογα με το είδος και τον σκοπό της μελέτης εντοπίζουμε διαφορές στους προσδιοριστικούς παράγοντες ακόμα κι για το ίδιο σύστημα ηλεκτρικής ενέργειας όταν διαφοροποιείται, για παράδειγμα, ο χρονικός ορίζοντας πρόβλεψης. Επομένως, ενώ το ΑΕΠ αποτελεί κυρίαρχη μεταβλητή για την μακροπρόθεσμη ανάλυση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, το ίδιο προφανώς δεν ισχύει για την βραχυπρόθεσμη προσέγγιση όπου οκαιρός φαίνεται να επηρεάζει καθοριστικά την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

Παρά την μεγάλη ποικιλία στις επεξηγηματικές μεταβλητές είναι εύκολο να συμπεράνουμε από τον πίνακα 2.5 ότι δυο κύριες μεταβλητές χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας: το εισόδημα και η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Για την εξέλιξη του εισοδήματος, οι περισσότεροι ερευνητές μελετούν το συνολικό ΑΕΠ μιας χώρας ή το ΑΕΠ ανά κάτοικο. Στις περιπτώσεις όπου η μελέτη επικεντρώνεται στην οικιακή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, ως εισόδημα μπορεί να θεωρηθεί το μέσο εισόδημα των νοικοκυριών, όπως προκύπτει από ετήσιες μελέτες. Για την πλειοψηφία των μελετών η μακροπρόθεσμη ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το εισόδημα υπολογίζεται θετική, καθώς με την

ανάπτυξη της οικονομίας αναμένονται νέες ενεργοβόρες δραστηριότητες σε όλους τους τομείς της κοινωνίας, γεγονός το οποίο επιδρά θετικά στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

Αποτελέσματα αντίθετα με τα παραπάνω αντλούνται από την μελέτη των Fullerton et.al[46] αναφορικά με την οικιακή κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας για το Σηάτλ των Η.Π.Α.. Χρησιμοποιώντας ένα εμπειρικό μοντέλο συνολοκλήρωσης οι μελετητές υπολογίζουν την βραχυπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το ΑΕΠ ανά κάτοικο και την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Οι μελετητές διερευνούν κατά πόσο η ηλεκτρική ενέργεια συμπεριφέρεται ως υποκατάστατο αγαθό στην συγκεκριμένη μητρόπολη. Η μακροπρόθεσμη ελαστικότητα ως προς το ΑΕΠ υπολογίζεται στο -0.29 ενώ ως προς την τιμή -0.365 . Αντίθετα, η βραχυπρόθεσμη ελαστικότητα ως προς το ΑΕΠ είναι θετική στο $+0.26$. Παρότι το αποτέλεσμα εμφανίζεται αρχικά παράδοξο, η μακροπρόθεσμη αρνητική συσχέτιση του εισοδήματος με την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας δικαιολογείται εάν λάβουμε υπόψη την ανάπτυξη νέων ενεργειακά αποδοτικότερων τεχνολογιών. Ενώ βραχυπρόθεσμα, η αύξηση του εισοδήματος οδηγεί σε αναγκαστική αύξηση της κατανάλωσης, μακροπρόθεσμα οι οικιακοί καταναλωτές μπορούν να μετριάσουν τις ενεργειακές του ανάγκες με την αγορά ενεργειακά αποδοτικότερων συσκευών. Τέλος, οι ερευνητές καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι θεωρώντας σταθερούς όποιους άλλους παράγοντες τυχόν επιδρούν στην ζήτηση (ακραία καιρικά φαινόμενα, αύξηση των τιμών κτλ) μια αύξηση του ΑΕΠ ανά κάτοικο μεγαλύτερη του 1.2% οδηγεί σε μείωση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας.

Σε αντίθεση με το εισόδημα, η ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς την ίδια τιμή υπολογίζεται αρνητική. Παρότι αυτό δεν αποτελεί έκπληξη, ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι σε αρκετές μελέτες υπολογίζεται ότι η τιμή δεν επιδρά καθόλου στην διαμόρφωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Καθώς σε πολλές οικονομίες και ειδικά στις αναπτυσσόμενες, η ηλεκτρική ενέργεια αποτελεί μονόδρομο για πολλές δραστηριότητες (κυρίως στον οικιακό τομέα) η αύξηση στην τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας δεν μπορεί να επιδράσει στην διαμόρφωση της ζήτησης. Θέτοντας το απλά, η ηλεκτρική ενέργεια αποτελεί για πολλές οικονομίες βασικό αγαθό που δεν μπορεί να υποκατασταθεί. Όπως αναλύεται εκτενώς και στην παράγραφο 2.2.6 η Ελλάδα συμπεριλαμβάνεται στις χώρες όπου οι σταθερές τιμολογιακές αυξήσεις δεν έχουν επιδράσει στην διαμόρφωση της συνολικής ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Πίνακας 2.5: Κατηγοριοποίηση Μελετών με βάση τους προσδιοριστικούς Παράγοντες ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

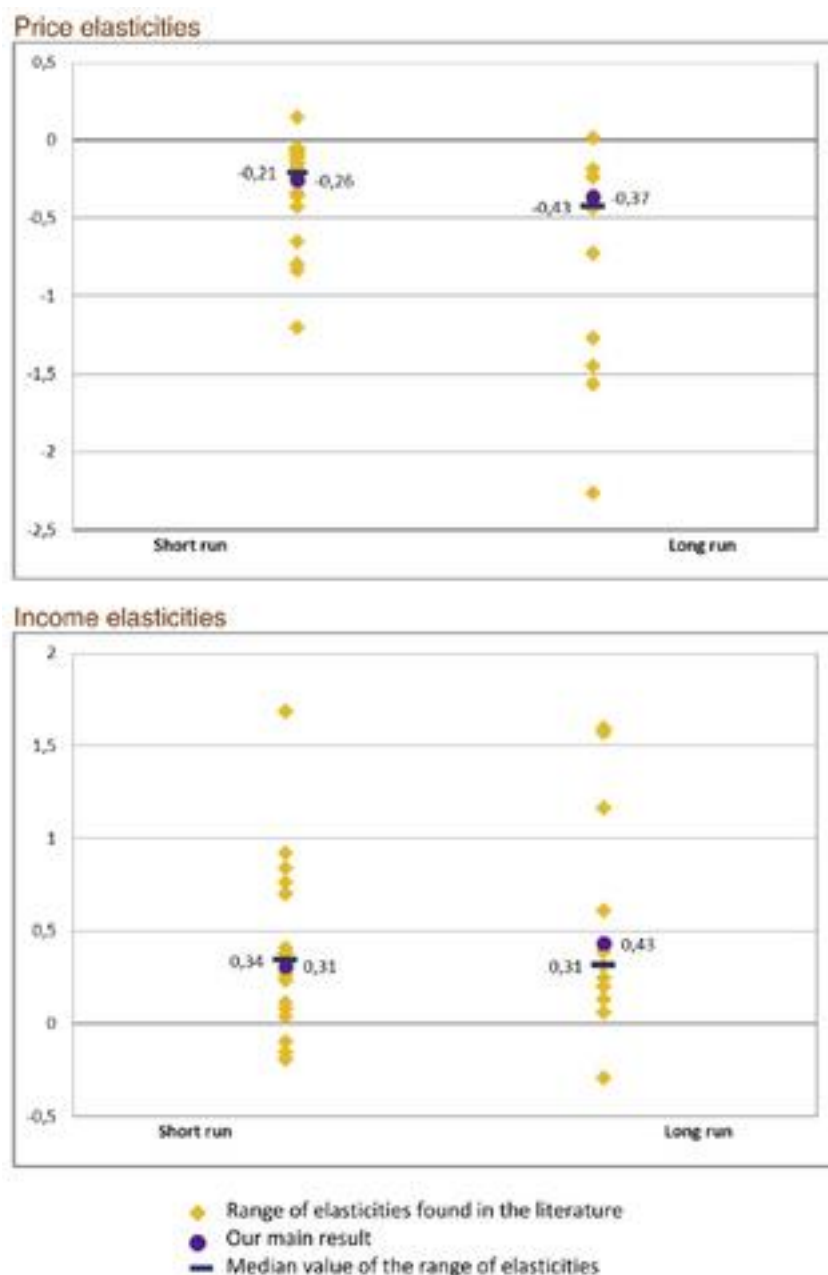
Μεταβλητή	Μελέτες
Τιμή Ηλεκτρικής Ενέργειας	Athukorala et. Wilson[15], Bentzen et. Engsted[19], Okajima et. Okajima[80], Jamil et. Ahmad[57], Hondrogiannis[55], Dergiades et. Tsoulfidis[30], Dergiades et.al[31], Donatos et. Mergos[35], Bianco et.al[22], Erdogdu [40], Ahmed et.al[4], An et.al[10], Kale et. Pohekar[60], Halicioglu[50], Kim[63], Lim et.al[68], Shazly[89], Torriti[43], Azvedo et.al[16], Bartusch et.al[17], Mirasgedis et.al[71], Fullerton et.al[46], Halvorsen et. Larsen[51], Labandeira et.al[65], Nakajima et. Hamori[75], Wiesmann et.al[95], Narayan et. Smyth[77], Zachariadis et. Pashourtidou[101], Gam et. Rejeb[47], narayan et.al[76], Ziramba[104], Amarawickrama et. Hunt[7], Amusa et.al[9], Narayan et. Smyth[78], De Vita et.al[29], Pielow et.al[81], Lee et. Chiu[67], Pourazarm et. Cooray[83], Amjadi et.al[8], Beenstoc et.al[18], Psioglou et.al[85], Bjorner et.al[23], Ediger et. Akar[38], Komer-schen et. Porter[61], Lee et.al[66], Silik et. Joutz[90], Gianfreda et. Grossi[48], Hayn et.al[53], Mouratori et.al[72], Lim et.al[68], Yan et. Dolly[98], Zhou et. Teng[103], Dulleck et. Kaufmann[37], Fullerton et.al[46], Narayan et. Smyth[77], Narayan et.al[76], Pielow et.al[77], Beenstock et.al[18], Lee et.al[66], Silik et. Joutz[90], Bessec et. Fouquau[21], Arthur et.al[13],
Εισόδημα	Athukorala et. Wilson[15], Bentzen et. Engsted[19], Gomez et.al[49], Okajima et. Okajima[80], Jamil et. Ahmad[57], Dergiades et. Tsoulfidis[30], Dergiades et.al[31], Bianco et.al[22], Erdogdu[40], Ahmed et.al[4], Kale et. Pohekar[60], Halicoglu[50], Kim[63], Powells et.al[84], Shazly[89], Torriti[91], Azvedo et.al[16], Mirasgedis et.al[7], Halvorsen et. Larsen[51], Labandeira[65], Nakajima et. Hamori[75], Wiesmann et.al[95], Adom et.al[2], Xu et.al[97], Zachariadis et. Pashourtidou[101], Alberini et. Filippini[6], Gam et. Rejeb[47], Ziramba[10], Atakhanova et. Howie[14], Narayan et. Smyth[78], De Vita et.al[29], Lee et. Chiu[67], Amjadi et.al[8], Bjorner et.al[23], Ediger et. Akar[38], Kamerschen et. Porter[61], Gianfreda et. Grossi[48]
Πληθυσμός	Bentzen et. Engsted[19], Okajima et. Okajima[80], Biaco et.al[22], Ahmed et.al[4], An et.al[10], Filippini[44], Mouratori et.al[72], Lim et.al[68], Yan et. Dolly[98], Zhou et. Teng[103], Dulleck et. Kaufmann[37], Fullerton et.al[46], Halvorsen et. Larsen[51], Beenstock et.al[18], Kamerschen et. Porter[61], Gianfreda et. Grossi[48]
Μέγεθος νοικοκυριού	Bentzen et. Engsted[19], Gomez et.al[49], Okajima et. Okajima[80], Ahmed et.al[4], Kale et. Pohekar[60], Azvedo et.al[16], Adom et.al[2], Xu et.al[97], Gam et. Rejeb[47]

Πίνακας 2.5: Κατηγοριοποίηση Μελετών με βάση τους προσδιοριστικούς Παράγοντες ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας [Συνέχεια]

Μεταβλητή	Μελέτες
HDD-CDD: Θερμότητες/ Ψυκροημέρες	Bentzen et. Engsted[19], Gomez et.al[49], Okajima et. Okajima[80], Jamil et. Ahmad[57], Hondrogiannis[55], Donatos et. Mergos[36], Bianco et.al[22], Ahmed et.al[4], An et.al[10], Chang et.al[27], Kale et. Pohekar[60], Mousavi et.al[73], Lim et.al[68], Powells et.al[84], Zhou et. Teng[103], Bartusch et.al[17], Fullerton et.al[46], Halvorsen et. Larsen [51], Labandeira et.al[65], Nakajima et. Hamori[75], Wiesmann et.al[95], Adom et.al[2], Alberini et. Filippini[6], Gam et. Ejeb[47], Amjadi et.al[8], Psiloglou et.al[85], Ediger et. Akar[38], Kamerschen et. Porter[61], Lee et.al[66], Silik et. Joutz[90], Gianfreda et. Grossi[48]
Τιμή Πετρελαίου Θέρμανσης	Hondrogiannis[55], Dergiades et.al[31], Bianco et.al[22], De Vita et.al[29], Kamerschen et. Porter[61]
Ημερολογιακό Φαινόμενο	Chang et.al[27], Mousavi et.al[73], Lim et.al[68], Wood et. Alsaegh[96]
Τιμή Φυσικού Αερίου	Bentzen et. Engsted[19], Gomez et.al[49], Okajima et. Okajima[80], Ahmed et.al[4], Kale et. Pohekar[60], Azvedo et.al[16], Adom et.al[2], Xu et.al[97], Gam et. Rejeb[47]
Απασχόληση	Zhou et. Teng[103], Halvorsenet.Larsen[51], Rapanos et. Polemis[86]
Αστικοποίηση	Arthur et.al[13], Lee et. Chiu[67], Kamerschen et. Porter[61], Bessec et. Fouquau[21]

Το στοιχείο της μικρής επίδρασης της τιμής στην μεταβολή της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σχολιάζουν οι περισσότεροι ερευνητές καθώς αξιολογούν τα τιμολογιακά μέτρα τα οποία λαμβάνονται στις εκάστοτε χώρες με στόχο τον περιορισμό της αύξησης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Παραδόξως, τιμολογιακές πολιτικές ακολουθούνται από πολλούς κρατικούς φορείς για τον περιορισμό των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα και γενικότερα την επίτευξη εθνικών περιβαλλοντικών στόχων.

Στο Σχ. 2.1 απεικονίζεται το εύρος της ελαστικότητας των τιμών και του εισοδήματος στις χώρες του ΟΟΣΑ. Η ελαστικότητα της ζήτησης ως προς την τιμή μακροπρόθεσμα είναι υψηλότερη (σε απόλυτη τιμή) από την αντίστοιχη βραχυχρόνια. Η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας είναι πιο ευαίσθητη σε μεταβολές του εισοδήματος από ότι στις μεταβολές των τιμών.



Σχήμα 2.1 : Εύρος βιβλιογραφικών τιμών ελαστικότητας της ζήτησης ως προς το εισόδημα και την τιμή ηλεκτρικής ενέργειας [Πηγή : Jordan et.al[59]

Κλείνοντας το κομμάτι της παρουσίασης των δυο αυτών καθοριστικών παραγόντων για την διαμόρφωση της ζήτησης αξίζει να συγκεντρώσουμε στον πίνακα 2.6 μερικά από τα βασικά αποτελέσματα μελετών της τελευταίας δεκαετίας. Τα στοιχεία αναφέρονται σε μακροπρόθεσμες ελαστικότητας της ζήτησης ως προς το εισόδημα και την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας. Ενώ αρχικά τα αποτελέσματα φαίνονται ομοιογενή, με μια προσεκτική παρατήρηση των μεγεθών, εύκολα επιβεβαιώνονται οι γενικές παρατηρήσεις που έγιναν στο παρών κεφάλαιο. Στα αναπτυγμένα κράτη (Η.Π.Α., Αυστραλία, G7) η ελαστικότητα ως προς το εισόδημα είναι αρκετά μικρότερη σε σχέση με τα αναπτυσσόμενα, γεγονός που οφείλεται αφενός σε μια πιο σταθερή ανάπτυξη

της οικονομίας και αφετέρου στο ήδη ανεπτυγμένο ΣΗΕ αυτών των κρατών. Αντίθετη ισορροπία επικρατεί στην διαμόρφωση της ελαστικότητας της ζήτησης ως προς την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς οι αναπτυγμένες οικονομίες παρουσιάζουν κατά απόλυτη τιμή μεγαλύτερες ελαστικότητες. Η υψηλά αρνητική τιμή αντικατοπτρίζει την δυνατότητα των πελατών στα ανεπτυγμένα κράτη είτε να χρησιμοποιήσουν υποκατάστατες μορφές ενέργειας, όπως είναι το φυσικό αέριο, είτε να επενδύσουν σε ενεργειακά αποδοτικότερες τεχνολογίες με στόχο τον περιορισμό της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας.

Πίνακας 2.6 : Τιμές ελαστικότητας της ζήτησης ως προς το εισόδημα και την τιμή.

Πηγή	Χώρα	Χρονικό Εύρος Δεδομένων	Ελαστικότητα ως προς το εισόδημα	Ελαστικότητα ως προς την τιμή
Dergiades and Tsoulfidis (2008)	Η.Π.Α.	1965–2006	0.2728	-1.0652
Halicioglu (2004)	Τουρκία	1968–2005	0.70	-0.52
Holtedahl and Joutz (2004)	Ταϊβάν	1955–1995	1.04 έως 1.57	-0.15
Hondroyiannis (2004)	Ελλάδα	1986–1999	1.56	-0.41
Narayan and Smyth (2005)	Αυστραλία	1969–2000	0.3226 έως 0.4079	-0.5409 έως -0.4744
Narayan et al. (2007)	G7	1968–2005	0.2452 έως 0.3708	-1.5634
Silk and Joutz (1997)	Η.Π.Α.	1949–1993	0.52	-0.48
Zachariadis and Pashourtidou (2007)	Κύπρος	1960–2004	1.175	-0.427
Ziramba (2008)	Νότια Αφρική	1978–2005	0.31	-0.04
Donatos and Mergos (1991)	Ελλάδα	1961-1986	1.50	-0.56
Yoo et al. (2007)	Σεούλ, Κορέα	1990-2005	0.06 έως 0.11	-0.25

B. Καιρικοί, δημογραφικοί και οικονομικοί παράγοντες

Πέρα όμως από το εισόδημα και την τιμή, πληθώρα μελετών χρησιμοποιεί διάφορους προσδιοριστικούς παράγοντες για την μοντελοποίηση των μεταβολών της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Οι παράγοντες αυτοί προσπαθούν να απεικονίσουν αλλαγές σε βασικά δημογραφικά στοιχεία (όπως η εξέλιξη του πληθυσμού, ο δείκτης αστικοποίησης και το μέσο μέγεθος ενός νοικοκυριού), στην εξέλιξη τιμών υποκατάστατων αγαθών (όπως οι τιμές Φυσικού Αερίου και πετρελαίου θέρμανσης) και στην επίδραση των καιρού. Παρακάτω, παρουσιάζονται συνοπτικά κάποιες βασικές μεταβλητές και σχολιάζεται η επίδρασή τους στην διαμόρφωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

i) Καιρικά φαινόμενα

Η επίδραση του καιρού αποτελεί βασικό προσδιοριστικό παράγοντα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Οι περισσότερες μελέτες θεωρούν την επίδραση της θερμοκρασίας ως την πιο καθοριστική, ενώ λίγες λαμβάνουν υπόψη τους μεταβλητές όπως η σχετική υγρασία, οι ημέρες ηλιοφάνειας, το ποσοστό βροχόπτωσης κτλ. Καθώς η επίδραση της θερμοκρασίας στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζει μια έντονα μη γραμμική σχέση, οι ερευνητές εισάγουν δυο βοηθητικές μεταβλητές, τις θερμοημέρες και ψυχροημέρες (η διαδικασία υπολογισμού των δυο μεγεθών παρουσιάζεται στο κεφάλαιο 4.1.2) όπου απεικονίζονται οι απαιτήσεις για θέρμανση κι ψύξη αντίστοιχα. Η επίδραση του καιρού, μελετάται κυρίως σε μεσοπρόθεσμα και βραχυπρόθεσμα μοντέλα, όπου ακραία καιρικά φαινόμενα επηρεάζουν καθοριστικά την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

Οι Aradulaet.al [11] αναλύουν την σε βάθος την επίδραση των μετεωρολογικών μεταβολών στη μηνιαία ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ιταλία. Μελετάται η επίδραση της θερμοκρασίας, της ταχύτητας του ανέμου, της σχετικής υγρασίας και του επίπεδου συννεφιάς για το διάστημα 1994-2009. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν την πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση, ως μαθηματικό εργαλείο ώστε να υπολογίσουν την επίδραση των παραπάνω παραγόντων. Το ενδιαφέρον στοιχείο της μελέτης συνίσταται στο γεγονός ότι, οι ερευνητές δεν καταλήγουν σε ένα ενιαίο μοντέλο για όλο τον χρόνο. Αντίθετα, υπολογίζουν ότι η επίδραση των ψυχροημερών (CDD) είναι μεγαλύτερη κατά τους θερινούς μήνες και αντίστοιχα το επίπεδο συννεφιάς διακρίνεται ως ο πιο σημαντικός παράγοντας για το διάστημα από τον Φεβρουάριο έως τον Απρίλιο.

Σκοπός της μελέτης των Mirasgediset.al[71] να δημιουργήσει ένα ισχυρά στατιστικά μοντέλα αναφορικά με τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας και διάφορες κλιματικές παραμέτρους, με απώτερο στόχο την παροχή προβλέψεων για τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για έως και 12 μήνες. Η ανάλυση επικεντρώθηκε στην ημερήσια και μηνιαία μεταβλητότητα και τις επιπτώσεις των πιθανών δυναμικών μοντέλων για τη σχέση ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας ζήτησης και των καιρικών φαινομένων. Η κύρια συνεισφορά αυτής της μελέτης είναι η ανάπτυξη στατιστικών μοντέλων για την

μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας που ενσωματώνουν τους μετεωρολογικούς και οικονομικούς παράγοντες με επαρκείς λεπτομέρειες, τόσο για τη βελτίωση της προβλεπτικής ακρίβειας όσο και για την ανάδειξη της συμβολής των διαφόρων προσδιοριστικών παραγόντων. Μετά την ανάλυση των χρονοσειρών της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά την δεκαετία του 1990, παράγονται δυο στατιστικά μοντέλα, ένα για ημερήσια και ένα για μηνιαία πρόβλεψη ζήτησης. Χρησιμοποιώντας ως μετεωρολογικές μεταβλητές την σχετική υγρασία και τις παραγόμενες ύστερα από υπολογισμούς θερμοημέρες και ψυχροημέρες και ως μαθηματικό μοντέλο δομές αυτοπαλινδρόμησης, τα μοντέλα εμφανίζουν υψηλής ακρίβειας προβλέψεις για αρκετούς μήνες σε βάθος ενός έτους.

ii) Τιμές υποκατάστατων αγαθών

Οι μελέτες που χρησιμοποιούν, τις τιμές υποκατάστατων μεγεθών όπως το φυσικό αέριο και το πετρέλαιο θέρμανσης επικεντρώνονται κυρίως στην μελέτη ανεπτυγμένων χωρών, όπως οι Η.Π.Α. και η Αυστραλία, όπου η πρόσβαση σε υποκατάστατες μορφές ενέργειας είναι εφικτή ενώ ταυτόχρονα οι πελάτες έχουν την δυνατότητα μακροπρόθεσμα να αντιδράσουν σε αυτή την αλλαγή με την αγορά κατάλληλων συσκευών. Η μελέτη των Kamerschenet. Porter [61] υπολογίζει την ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς τις τιμές του φυσικού αερίου για τις Η.Π.Α. κατά την περίοδο 1973-1998, τόσο για τον οικιακό όσο για τον βιομηχανικό τομέα. Και στις δυο περιπτώσεις η τιμή εμφανίζει μια στατιστικά σημαντική ελαστική σχέση, 0.48 και 0.32 για τον οικιακό κι βιομηχανικό τομέα αντίστοιχα.

Ο Cerrutti[26] υπολογίζει τις ελαστικότητες της οικιακής ζήτησης ως προς την τιμή και το εισόδημα για την πολιτεία της Καλιφόρνια των Η.Π.Α.. Λαμβάνοντας δεδομένα από την περίοδο 1983-1997 για τα παραπάνω μεγέθη αλλά και για τον καιρό και την τιμή του φυσικού αερίου. Η μελέτη καταλήγει ότι το εισόδημα δεν έχει σημαντική επιρροή ως προς την τελική διαμόρφωση της ζήτησης ενώ η τιμή του φυσικού αερίου κρίνεται μη σημαντική. Αντίθετα, οι θερμοημέρες (CDD) και οι ψυχροημέρες (HDD) είναι στατιστικά σημαντικές και θεωρούνται οι βασικοί προσδιοριστικοί παράγοντες για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

iii) Οικονομικοί παράγοντες-δημογραφικά στοιχεία

Στην κατηγορία αυτή, εντάσσεται ένα μεγάλο εύρος παραγόντων το οποίο διαφοροποιείται σημαντικά ανάλογα με την υπό εξέταση χώρα καθώς και τον τομέα ανάλυσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Αδιαμφισβήτητα, η μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα εντοπίζει προσδιοριστικούς παράγοντες οι οποίοι σχετίζονται με τις γενικότερες καταναλωτικές συνήθειες των πελατών καθώς και την εξέλιξη δημογραφικών μεγεθών όπως ο πληθυσμός και ο βαθμός αστικοποίησης.

Η εργασία του Fillippini[44] παρουσιάζει μια εμπειρική ανάλυση για την οικιστική ζήτηση για ηλεκτρική ενέργεια στην ελβετική αγορά. Ο σκοπός της μελέτης να συμβάλει στην εμπειρική βιβλιογραφία της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά την ώρα

της χρήσης με τον υπολογισμό των βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων ελαστικότητας της ζήτησης ως προς την τιμή και την τιμή υποκατάστατων αγαθών. Η καινοτομία της παρούσας εργασίας είναι ότι κατά την εκτίμηση των ελαστικότητας λαμβάνεται υπόψη το γεγονός ότι τα νοικοκυριά έχουν χρόνο για να αντιδράσουν σε ενδεχόμενες τιμολογιακές αλλαγές και να αγοράσουν αποδοτικότερες ηλεκτρικές συσκευές. Αυτή η ανάλυση έχει εκτελεστεί χρησιμοποιώντας συγκεντρωτικών στοιχείων για 22 πόλεις της Ελβετίας, για την περίοδο 2000-2006. Για το σκοπό αυτό, εκτιμούνται δύο λογαριθμικές εξισώσεις ζήτησης, η μια για τις ώρες αιχμής και η άλλη για την διαμόρφωση της ζήτησης σε ώρες εκτός αιχμής. Η μελέτη υπολογίζει ότι βραχυχρόνια η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας ως προς την ίδια τιμή είναι μικρότερη της μονάδας, ενώ μακροπρόθεσμα η ίδια ελαστικότητα είναι υψηλότερη της μονάδας.

Οι Bartuschet.al[17] διερευνούν τον βαθμό της διακύμανσης της ετήσιας κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας ανά μικρές οικογενειακές οικίες καθώς και εκτιμούν τον αντίκτυπο των διάφορων χαρακτηριστικών των νοικοκυριών των κατασκευαστικών ιδιοτήτων. Οι στατιστικά σημαντικές διαφορές που συνδέονται με την γεωγραφική περιοχή, το σύστημα θέρμανσης, τον αριθμό των μελών της οικογένειας και το έτος κατασκευής εντοπίζονται και αναλύονται. Το αποτέλεσμα των αναλύσεων είναι, ωστόσο, ότι η διακύμανση στην οικιακή κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας δεν μπορεί να εξηγηθεί πλήρως με χρήση ανεξάρτητες μεταβλητές που σχετίζονται μόνο με τα οικιακά στοιχεία και τα χαρακτηριστικά του κτιρίου.

Τέλος, ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη των Filippini et. Pashauri[45], οι οποίοι υπολογίζουν τις εποχικές ελαστικότητες των τιμών και των εισοδημάτων της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα όλων των αστικών περιοχών της Ινδίας βασισμένοι σε εξατομικευμένα στοιχεία της έρευνας για περίπου 30.000 νοικοκυριά. Τρία μοντέλα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας εκτιμήθηκαν χρησιμοποιώντας μηνιαία στοιχεία για το χειμώνα, την περίοδο των μουσώνων και το καλοκαίρι, προκειμένου να εντοπιστεί ο βαθμός στον οποίο παράγοντες όπως το εισόδημα, τις τιμές, το μέγεθος του νοικοκυριού και άλλα οικιακά ειδικά χαρακτηριστικά, επηρεάζουν στις διακυμάνσεις που παρατηρήθηκαν στη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας είναι ανελαστική ως προς το εισόδημα και την τιμή σε όλες τις τρεις εποχές, και ότι οι ειδικές οικιακές, δημογραφικές και γεωγραφικές μεταβλητές είναι σημαντικές για τον προσδιορισμό της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ινδία.

2.2.5 Μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

Στα πρώτα στάδια ανάπτυξης των προσεγγίσεων πρόβλεψης και μοντελοποίησης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι ήταν στατιστικές μεθόδους όπως η ανάλυση τάσεων, και η παρέκταση (extrapolation). Είναι εύκολο να εφαρμοστούν αυτές οι μέθοδοι αφού βασίζονται σε απλούς υπολογισμούς. Ένας από τους λόγους της δημοτικότητά τους είναι το χαμηλό κόστος. Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι δεν μπορούσαν να παρέχουν κατάλληλες εκτιμήσεις για παράγοντες όπως : η φύση της τάσης, εποχιακοί παράγοντες και οι αλλαγές των οικονομικών δομών, έτσι έγιναν γρήγορα ξεπερασμένες. Η ανάπτυξη νέων μεθόδων στατιστικών αναλύσεων προσέφερε στους ερευνητές την δυνατότητα να εφαρμόσουν εναλλακτικές προσεγγίσεις στην μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Στον πίνακα 2.7 συγκεντρώνονται οι βασικές μεθοδολογίες που εντοπίστηκαν κατά την παρούσα βιβλιογραφική ανασκόπηση. Συμπεραίνεται ότι οι μεθοδολογίες ανάλυσης χρονοσειρών αποτελούν το πιο δημοφιλή τρόπο προσέγγισης για τους ερευνητές. Στην ανάλυση χρονοσειρών, συλλέγονται και αναλύονται ιστορικές αξίες παρατήρησης έτσι ώστε να προβλεφθούν οι πιθανές τιμές σε κάποιο μελλοντικό χρονικό σημείο. Το πλεονέκτημα αυτής της ανάλυσης είναι μας εξοικονομεί χρόνο και μειώνει το κόστος που απαιτείται για τη συλλογή των δεδομένων. Σε αντίθεση, τα καθοριστικά μοντέλα (όπως τα μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης) εντοπίζουν την σχέση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας με διάφορους καθοριστικούς παράγοντες. Οι δυο αυτές βασικές μέθοδοι μοντελοποίησης και πρόβλεψης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, εφαρμόζονται από την παρούσα μελέτη ενώ αναλύονται εις βάθος στο κεφάλαιο 3.

Εξίσου δημοφιλής μέθοδος προσέγγισης αποτελεί η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε από το Johansen και αφορά μεθόδους συνολοκλήρωσης (cointegration techniques). Μελέτες χρησιμοποιούν αυτή την μεθοδολογία ώστε να καθορίσουν μακροπρόθεσμες (αιτιατότητα κατά Granger) και βραχυπρόθεσμες (υποδείγματα διόρθωσης λαθών-Vector Error Correction models) σχέσεις μεταξύ της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας και βασικών προσδιοριστικών παραγόντων όπως η τιμή και το εισόδημα. Περιγραφή των παραπάνω μεθοδολογιών πραγματοποιείται στην ενότητα 3.2.11, καθώς απαιτείται η εισαγωγή θεμελιωδών στοιχείων της ανάλυσης χρονοσειρών ώστε ο αναγνώστης να αντιληφθεί τις προαναφερθείσες έννοιες.

Την τελευταία όμως δεκαετία, πιο εξειδικευμένες μέθοδοι έχουν εφαρμοστεί και στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας. Έχουν παραχθεί μελέτες με χρήση νευρωνικών δικτύων, μοντέλων ασαφούς λογικής καθώς και γενετικών αλγόριθμων. Παρότι, η λεπτομερής μαθηματική ανάλυση των παραπάνω μεθόδων ξεφεύγει από το πλαίσιο ενδιαφέροντος της παρούσας εργασίας στα επόμενα εδάφια γίνεται μια προσπάθεια περιγραφής των βασικών σημείων της μεθοδολογίας χρήσης νευρωνικών δικτύων καθώς και των πλεονεκτημάτων χρήσης τους.

Πίνακας 2.7: Κατηγοριοποίηση μελετών με βάση την μαθηματική μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Κατηγορία-Μεταβλητών	References
Autoregressive Distributed Lag [ARDL]	Adomet.al[2], Al Faris[5], Amusa et.al[9], Cerruti[26], De Vita et.al[29], Dergiades et. Tsoulfidis[30], Fan et. Hyndman[41], Filippini[44], Gomez et.al[49], Halvorsen et.Larsen[51], Labandeira et.al[65], Narayan et. Smyth[78], Narayan et. Smyth[79]
Time Series Analysis (arma/Arima/ ols)	Adom et. Bekoe[3], Ahmed et.al[4], Amarawickrama et. Hunt[7], Apadula et.al[11], Arizoy et. Ozturk[12], Arthur et.al[13], Azvedo et.al[16], Bartusch et.al[17], Beenstock et.al[18], Bessec et. Fouquau[21], Bianco et.al[22], Dilaver et. Hunt[32], Dilaver et. hunt[33], Dilaver et. Hunt[34], Donatos et. Mergos[35], Donatos et. Mergos[36], Dulleck et. Kaufmann[37], Ediger et. Akar[38], Egelioglu et.al[39], Edogdu[40], Felice et.al[42], Dilippini et. Pachauri[45], Hayn et.al[53], Inglesi-Lotz[56], Koliou et.al[64], Lee et. Chiu[67], McLoughlin et.al[69], Mirasgedis et.al[71], Nakajima et. Hamori[75], Pielow et.al[81], Psiloglou et.al[85], Rapanos et. Polemis[86], Rapson[87], Sa'ad[87], Tserkezos[93], Wang et.al[94], Wiesmann et.al[95], Wood et. Alsayegh[96], Yoo et.al[100], Zachariadis et. Pashourtidou[101], Zhou et. Teng[103]
Cointegration techniques-VECM	Athukorala et. Wilson[15], Bentzen et. Engsted[19], Bjorner et.al[23], Bose et. Shukla[25], Chen et.al[28], Dergiades et.al[31], Hodrogiannis[55], Jamil et. Ahmad[57], Jamil et. Ahmad[58], Fullerton et.al[46], Gam et. Rejeb[47], Halicioglu[50], Halvorsen et. Larsen[52], Holetdahl et. Joutz[54], Nakajima[74], Kale et. Pohekar[60], Kim[63], Lim et.al[68], Pourazarm et. Cooray[83], Tsani[92], Narayan et.al[76], Narayan et. Smyth[77], Polemis[82], Shazly[89], Silik et. Joutz[90], Zachariadis et. Pashourtidou[101], Ziramba[104]
Partial Adjusted Model	Blazquezet.al[24], Erdogdu[40], Jordan et.al[59], Kammerschen et. Porter[61]
Neural	Chang et.al[27], Zahedi et.al[102]
Generic algorithms	Mjadi et.al[8], Lee et.al[66], Mousavi et.al[73]

i) Μέθοδοι πρόβλεψης με τη χρήση Νευρωνικού δικτύου

Πρόσφατα, οι μέθοδοι Soft Computing (SC) βρέθηκαν να είναι πιο αποτελεσματικές στην πρόβλεψη από τις παραδοσιακές μεθόδους. Μεταξύ των μεθόδων SC, η μέθοδος Νευρωνικού δικτύου (NN) είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη τεχνική πρόβλεψης. Η NN είναι ένα παράλληλο σύστημα υπολογισμού το οποίο χρησιμοποιεί μια μεγάλη ποσότητα συνδεδεμένων τεχνητών νευρώνων. Η προσέγγιση αυτή είναι παρόμοια με τη λειτουργία του νευρικού δικτύου σε φυσικά πλάσματα. Αφού εκπαιδευτούν από τα ιστορικά δεδομένα, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη των αποτελεσμάτων του μέλλοντος. Πολλοί ερευνητές χρησιμοποιούν NN για να λύσουν προβλήματα σχετικά με την πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, λόγω της ταχύτητας και της ακρίβειας τους. Σημαντικό πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύου αποτελεί το γεγονός μπορούν να εφαρμοστούν εύκολα σε λογισμικό. Στις ερευνητικές εργασίες που παρουσιάζονται στον πίνακα 2.6, οι περισσότεροι από τους ερευνητές επικεντρώνονται στο νευρωνικό μοντέλο δικτύου perceptron πολλαπλών στρώσεων (MLP). Η Back-Propagation (BP) μέθοδος είναι η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη διαδικασία κατάρτισης για την εκπαίδευση ενός δικτύου MLP. Το εν λόγω δίκτυο καλείται συχνά Back-propagationNetwork (BNP).

Ωστόσο, υπάρχουν δύο σημαντικές ελλείψεις της BPN. Πρώτον, η μέθοδος της για την ενημέρωση σημαντικότητας επίκειται σε βαθμιακή κάθοδο, η οποία συχνά εξερευνά περιορισμένους χώρους αναζήτησης και καταλήγει σε τοπικό βέλτιστο και σε πρόωρη σύγκλιση. Δεύτερον, η απόδοση της στηρίζεται πολύ στη ρύθμιση παραμέτρων, όπως ο αριθμός των κρυμμένων στρωμάτων, ο αριθμός των νευρώνων σε ένα κρυφό στρώμα, το ποσοστό εκμάθησης, και η ποσότητα αδράνειας. Πολλές ερευνητικές εργασίες έχουν μελετήσει τη ρύθμιση των παραμέτρων του δικτύου, όμως καμία δεν έχει καταφέρει να βρει με βεβαιότητα τη βέλτιστη δομή του δικτύου για όλα τα προβλήματα. Για διαφορετικά προβλήματα χρειάζονται συχνά διαφορετικές αρχικές συνθήκες (ή μέθοδοι δόμησης).

ii) Γενετικός Προγραμματισμός και Προγραμματισμός Εκφραζόμενου Γονιδίου

Για να αντιμετωπίσουν οι περιορισμοί των υφιστάμενων μεθόδων εισάγεται μια ισχυρή προσέγγιση Soft computing, δηλαδή η προσέγγιση γενετικού προγραμματισμού (GP). Μάλιστα, η GP χρησιμοποιεί την αρχή της δαρβινικής φυσικής επιλογής για τη δημιουργία προγραμμάτων ηλεκτρονικών υπολογιστών για την επίλυση ενός προβλήματος. Η GP έχει αρκετά πλεονεκτήματα έναντι των συμβατικών και ANN τεχνικές. Ένα αξιοσημείωτο χαρακτηριστικό της GP είναι ότι μπορεί να παράγει πρακτικές εξισώσεις προβλέψεων χωρίς να χρειάζεται να προ-καθοριστεί η μορφή της υφιστάμενης σχέσης.

Η GP και οι παραλλαγές της έχει αποδειχθεί ότι είναι ισχυρά εργαλεία για την πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Ο Προγραμματισμός Εκφραζόμενου Γονιδίου (GEP) είναι μια πρόσφατη επέκταση της GP. Η GEP δημιουργεί προγράμματα υπολογιστών διαφορετικών μεγεθών και σχημάτων που κωδικοποιούνται σε γραμμι-

κά χρωμοσώματα σταθερού μήκους. Τα αριθμητικά πειράματα απέδειξαν την ανωτερότητα του GEP σε παρόμοιες τεχνικές. Σε αντίθεση με την κλασική GP και ANN, η εφαρμογή της GEP στον τομέα της μετατροπής και της διαχείρισης της ενέργειας είναι καινοτόμος και πρωτότυπη.

Χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτύου, επιλέγουν οι Zahedi et.al[101] με στόχο την μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για τον Οντάριο του Καναδά. Λαμβάνονται ετήσια δεδομένα από το 1975 έως το 2005 ενώ οι εισοδοί για το νευρωνικό δίκτυο τις συγκεκριμένης μελέτης περιλαμβάνουν τον αριθμό των εργαζόμενων, το ΑΕΠ, την μεταβολή του πληθυσμού και δυο μετεωρολογικές μεταβλητές βασισμένες στην μέση ετήσια θερμοκρασία. Η μελέτη προσδιορίζει ως πιο σημαντική μεταβλητή τον απασχολούμενο πληθυσμό ενώ το μοντέλο επιτυγχάνει αξιοσημείωτης ακρίβειας προσέγγιση της ετήσια ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

2.2.6 Μελέτη Ελληνικής Βιβλιογραφίας

Πλούσια ερευνητική μελέτη έχει πραγματοποιηθεί για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα τις τελευταίες δυο δεκαετίες. Οι ερευνητές εστιάζουν κυρίως στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα, ενώ παλιότερες μελέτες διερευνούν τις επιπτώσεις των δυο ενεργειακών κρίσεων στα μέσα τις δεκαετίας 70 και στις αρχές του 1980.

Οι Donatos et. Mergos[35] εξετάζουν το αντίκτυπο των δύο ενεργειακές κρίσεις 1973-74 και 1978-79 σχετικά με τη ζήτηση ενέργειας στην Ελλάδα. Αρχικά, παρουσιάζονται ορισμένα χαρακτηριστικά των μοντέλων κατανάλωσης πριν και μετά το 1973, ενώ χρησιμοποιούνται μοντέλα παλινδρόμησης για να εξεταστεί αν υπήρξε διαρθρωτική αλλαγή στην ενεργειακή ζήτηση που προέκυψε μέσα από τις δυο αυτές κρίσεις. Τα αποτελέσματα δείχνουν, ότι ενώ τα καταναλωτικά πρότυπα παρουσιάζουν διαφορές λόγω των μεταβολών στις τιμές και το εισόδημα, οι παράμετροι της ενεργειακής ζήτησης στην Ελλάδα παρέμειναν σταθεροί.

Οι ίδιοι μελετητές (Donatos et. Mergos[36]), επανέρχονται δυο χρόνια αργότερα με μια μελέτη που εξετάζει τους προσδιοριστικούς παράγοντες της οικιακής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας στην ελληνική αγορά κατά την περίοδο 1961-1986. Επιπλέον, γίνεται ανάλυση του υπό εξέταση μεγέθους ανά γεωγραφική περιοχή με σκοπό να εντοπιστούν τυχόν διαφοροποιήσεις μεταξύ ηπειρωτικής χώρας και νήσων καθώς και αστικών κέντρων και επαρχιακών περιοχών. Η μελέτη προβαίνει στην εκτίμηση των ελαστικοτήτων της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στον οικιακό τομέα χρησιμοποιώντας ένα ενιαίο γραμμικά παλινδρομικό μοντέλο. Τα αποτελέσματα της μελέτης δείχνουν ότι υπάρχει μια ανελαστική σχέση μεταξύ ζήτησης και τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, ενώ η ζήτηση εκτιμάται ελαστική ως προς το εισόδημα. Επίσης, τονίζεται ότι δεν αποδεικνύονται περιφερειακές διαφοροποιήσεις στην διαμόρφωση της ζήτησης. Τέλος, παρατηρείται ότι κατά την εξεταζόμενη περίοδο, ο αριθμός των κατανα-

λωτών διαδραμάτισε τον πιο σημαντικό ρόλο στην αύξηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα.

Ο Tserkezos[93], μελετά και προβλέπει την οικιακή ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα με χρήση αυτοπαλίνδρομων μοντέλων (ARIMA models). Βασικός σκοπός της μελέτης είναι η διερεύνηση του κατάλληλου τύπου αρχικών δεδομένων τα οποία αποδίδουν την πιο ακριβή πρόβλεψη- μηνιαία ή τριμηνιαία. Ο ερευνητής ξεχωρίζει το εισόδημα, την θερμοκρασία και την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας ως τους βασικούς προσδιοριστικούς παράγοντες της ζήτησης στον οικιακό κλάδο. Τέλος, μεταξύ των δυο διαφορετικών μοντέλων υπολογίζεται ότι αυτό με την χρήση μηνιαίων στοιχείων παράγει τις πιο ακριβείς προβλέψεις.

Σκοπός της μελέτης των Mirasgedis et.al[71] να δημιουργήσει ένα ισχυρά στατιστικά μοντέλα αναφορικά με τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας και διάφορες κλιματικές παραμέτρους, με απώτερο στόχο την παροχή προβλέψεων για τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για έως και 12 μήνες. Η ανάλυση επικεντρώθηκε στην ημερήσια και μηνιαία μεταβλητότητα και τις επιπτώσεις των πιθανών δυναμικών μοντέλων για τη σχέση ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας ζήτησης και των καιρικών φαινομένων. Η κύρια συνεισφορά αυτής της μελέτης είναι η ανάπτυξη στατιστικών μοντέλων για την μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας που ενσωματώνουν τις μετεωρολογικούς και οικονομικούς παράγοντες με επαρκείς λεπτομέρειες, τόσο για τη βελτίωση της προβλεπτικής ακρίβειας όσο και για την ανάδειξη της συμβολής των διαφόρων προσδιοριστικών παραγόντων. Μετά την ανάλυση των χρονοσειρών της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά την δεκαετία του 1990, παράγονται δυο στατιστικά μοντέλα, ένα για ημερήσια και ένα για μηνιαία πρόβλεψη ζήτησης. Χρησιμοποιώντας ως μετεωρολογικές μεταβλητές την σχετική υγρασία και τις παραγόμενες ύστερα από υπολογισμούς θερμοημέρες και ψυχροημέρες και ως μαθηματικό μοντέλο δομές αυτοπαλινδρόμησης, τα μοντέλα εμφανίζουν υψηλής ακρίβειας προβλέψεις για αρκετούς μήνες σε βάθος ενός έτους.

Οι Rapanos et. Polemis[86] εξετάζουν τους κύριους παράγοντες που καθορίζουν την οικιακή κατανάλωση ενέργειας στην Ελλάδα στις αρχές πρώτης δεκαετίας του 2000. Βραχυχρόνια η ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το εισόδημα (ΑΕΠ) είναι μικρότερη της μονάδας αλλά θετικό. Καμία από τις δύο ενεργειακές κρίσεις δεν φαίνεται (1973-1979) να είχε μια θετική και σημαντική επίδραση στην ενεργειακή ζήτηση. Ως εκ τούτου, δεν διαπιστώνονται διαρθρωτικές αλλαγές στην ενεργειακή ζήτηση, κάτι που είναι πιθανόν να οφείλεται στη χαμηλή αποδοτικότητα του ενεργειακού τομέα, ως αποτέλεσμα του χαμηλού βαθμού υποκατάστασης μεταξύ των πηγών ενέργειας.

Αξίζει να σημειωθεί ότι το μέγεθος της εισοδηματικής ελαστικότητας διαφέρει σημαντικά ανάμεσα στην Ελλάδα και στις άλλες χώρες του ΟΟΣΑ. Ο οικιακός τομέας στην Ελλάδα φαίνεται να είναι πιο ευαίσθητος στις διακυμάνσεις του εισοδήματος από ό, τι σε άλλες χώρες, όπου η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το εισόδημα

είναι μάλλον ανελαστική. Αυτό μπορεί να οφείλεται στα διαφορετικά επίπεδα ανάπτυξης ανάμεσα στην Ελλάδα και άλλες χώρες του ΟΟΣΑ.

Η μελέτη του Polemis[81] αποτελεί την μοναδική στην παρούσα βιβλιογραφική έρευνα που εξειδικεύεται στους κύριους παράγοντες που επηρεάζουν την βιομηχανική ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα. Για το σκοπό αυτό εκτιμούνται οι ελαστικότητες της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας κατά την περίοδο 1970-2004 με χρήση μεθόδου VECM. Τα αποτελέσματα της εργασίας δεν εμφανίζουν ουσιώδεις διαφορές σε σύγκριση με μελέτες παρόμοιων κρατών. Η βιομηχανική ζήτηση ενέργειας στην Ελλάδα φαίνεται να είναι ανελαστική, ενώ υπάρχουν ισχυρές ενδείξεις ότι μια σχέση υποκατάστασης μεταξύ των ηλεκτρικής ενέργειας και πετρελαίου.

Ο Hondrogiannis[55] εξετάζει την οικιστική ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα, την ευαισθησία αυτής ως προς την τιμή και το εισόδημα τόσο μακροπρόθεσμα όσο και βραχυπρόθεσμα με χρήση μηνιαίων στοιχείων για την περίοδο 1986-1999. Η μεθοδολογία των Johansen (VECM) εφαρμόζεται και χρησιμοποιούνται διάφορες δοκιμές για τη διερεύνηση της σταθερότητας της ζήτησης (στάσιμη μεταβλητή). Η μακροχρόνια οικιστική ζήτηση για ηλεκτρική ενέργεια εκτιμάται λαμβάνοντας υπόψη τις αλλαγές στις καιρικές συνθήκες ενώ σταθμίζεται με το μέγεθος του πληθυσμού.

Τα αποτελέσματα της μελέτης καταδεικνύουν ότι μακροχρόνια, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας είναι ευαίσθητη στο πραγματικό εισόδημα, το επίπεδο των τιμών και τις καιρικές συνθήκες. Τα αποτελέσματα δείχνουν, ότι οι αλλαγές στην τιμολογιακή πολιτική μπορεί να είναι ένα αποτελεσματικό μέσο για την επίτευξη της διατήρησης της ηλεκτρικής ενέργειας σε επιθυμητά επίπεδα μόνο σε μακροπρόθεσμη βάση, ενώ στο σύντομο χρονικό διάστημα τυχόν αλλαγές στην τιμολογιακή πολιτική δεν θα επηρεάσουν την οικιακή κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Τέλος, η υπολογιζόμενη υψηλή ελαστικότητα εισοδήματος μακροπρόθεσμα σημαίνει ότι αναμένεται ένα σημαντικό υψηλότερο πρότυπο κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας όσο το πραγματικό εισόδημα των ελληνικών νοικοκυριών συνεχίζει να συγκλίνει προς αυτό των νοικοκυριών στις άλλες χώρες της Ευρωπαϊκής Ένωσης.

Οι Psiloglou et.al[84], επικεντρώνονται στην σύγκριση των χαρακτηριστικών της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για το Λονδίνο, Ηνωμένο Βασίλειο και στην Αθήνα, Ελλάδα και διερευνούν τη σχέση της με τους σχετικούς μετεωρολογικούς ή μη παράγοντες. Αρχικά, εντοπίζονται οι ετήσιες τάσεις και για τις δύο πόλεις, που συνδέονται κυρίως με οικονομικούς, κοινωνικούς και δημογραφικούς παράγοντες. Επιπλέον, εντοπίζονται αρκετές άλλες επιπτώσεις όπως οι εργαζόμενες μέρες κι οι αργίες, άσχετες με τις καιρικές συνθήκες. Το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν (ΑΕΠ) ανά κάτοικο έχει χρησιμοποιηθεί για να βοηθήσει στην αφαίρεση της τάσης των δεδομένων, προκειμένου να απομονωθεί η επίδραση του καιρού στη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

Η μελέτη καταλήγει ότι η θερμοκρασία παίζει τον πιο σημαντικό ρόλο στον έλεγχο της ζήτησης φορτίου ηλεκτρικής ενέργειας, ειδικά για την Αθήνα. Και για τις δύο πόλεις οι αιχμές φορτίου πραγματοποιούνται τον χειμώνα, αλλά για την Αθήνα μια δεύτερη σημαντική αιχμή είναι προφανείς και το καλοκαίρι.

Οι Dergiades et.al[31] εξετάζουν τις γραμμικές και μη γραμμικές σχέσεις συνάφειας μεταξύ της συνολικής ωφέλιμης ηλεκτρικής ενέργειας και την οικονομική ανάπτυξη της ελληνικής οικονομίας. Εκτός από την εφαρμογή της πρότυπης δοκιμής αιτιότητας κατά Granger (Granger, 1969), εφαρμόζεται και ο μη παραμετρικός έλεγχος του Hiemstra και Τζόουνς για διαπίστωση μη γραμμικής αιτιότητας. Τα αποτελέσματά για την ελληνική οικονομία δείχνουν ότι υπάρχουν στατιστικά στοιχεία για να στηρίξει μιας μονόδρομης σχέσης αιτιότητας από την οικονομική ανάπτυξη στην κατανάλωση ενέργειας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Ανάλυση Μαθηματικών Μοντέλων

3.1 Πολλαπλή Γραμμική Παλινδρόμηση

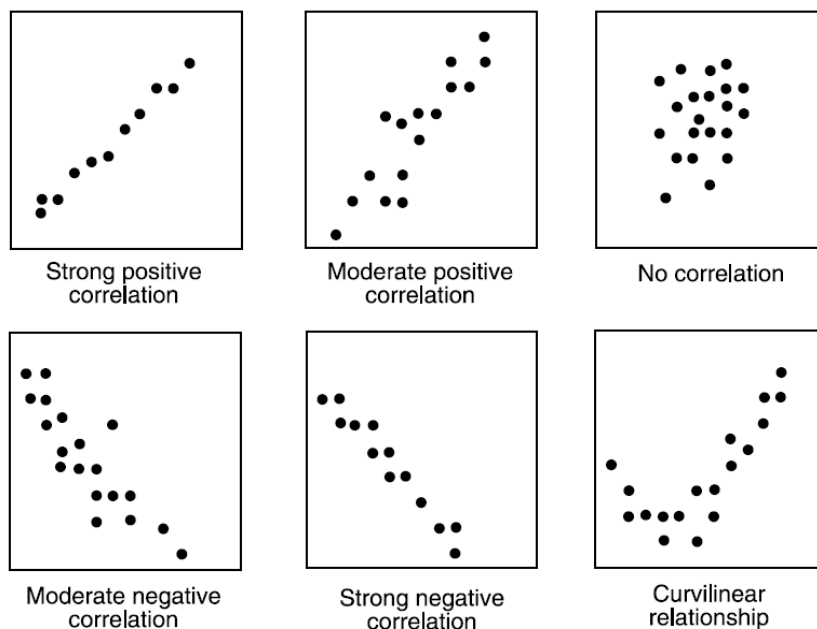
3.1.1 Γενικά

Ο κλάδος της στατιστικής που εξετάζει τη σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών με απώτερο σκοπό την πρόβλεψη μιας από αυτές μέσω των άλλων χαρακτηρίζεται με την ονομασία ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis). Οι μεταβλητές αυτές θα πρέπει να είναι ποσοτικές, δηλαδή να εκφράζονται είτε σε κλίμακα διαστημάτων (interval scale) είτε σε αναλογική κλίμακα (ratio scale). Κάθε μεταβλητή έχει έναν αριθμό τιμών (values) ή παρατηρήσεων (observations) ή περιπτώσεων (cases). Η μεταβλητή που θέλουμε να εκτιμήσουμε ή να προβλέψουμε λέγεται εξαρτημένη (dependent) ή μεταβλητή εξόδου (output variable) και οι μεταβλητές που θεωρούνται δεδομένες λέγονται ανεξάρτητες (independents) ή μεταβλητές εισόδου (input variables).

Η σχέση που συνδέει την εξαρτημένη μεταβλητή με τις ανεξάρτητες είναι στατιστική (statistical) και όχι συναρτησιακή (functional). Στη στατιστική σχέση, για κάθε τιμή της ανεξάρτητης (-ων) μεταβλητής (-ών) υπολογίζεται μια θεωρητική τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής, ενώ η πραγματική τιμή της βρίσκεται μέσα σε ένα εύρος τιμών, το οποίο περιέχει τη θεωρητική τιμή. Στη συναρτησιακή σχέση, δηλαδή σε μια εξίσωση, κάθε τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής δίνει πάντα την ίδια τιμή στην εξαρτημένη μεταβλητή (μορφή $Y = f(x)$), όπου Y και x η εξαρτημένη και η ανεξάρτητη μεταβλητή αντίστοιχα). Ωστόσο, για ευκολία χρησιμοποιούμε τον όρο «εξισώσεις παλινδρόμησης», παρόλο που δεν πρόκειται για εξίσωση αλλά για στατιστικό μοντέλο.

Μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των παραμέτρων της γραμμής παλινδρόμησης που προσαρμόζεται καλύτερα στα δεδομένα, είναι η μέθοδος των ελάχιστων τετραγώνων (least squares method) ή συνηθισμένη μέθοδος των ελάχιστων τετραγώνων (ordinary least squares method). Η μέθοδος αυτή συνίσταται στον προσδιορισμό των παραμέτρων της γραμμής παλινδρόμησης, έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων e_i ($e_i = |Y_i - \hat{Y}|$, δηλαδή $\sum e \rightarrow \min$).

Αν παραστήσουμε τα ζεύγη $(X(i), Y(i))$ των παρατηρήσεων δυο μεταβλητών σε ένα σύστημα ορθογώνιων αξόνων, παρατηρούμε ότι προκύπτει μια διασπορά των σημείων που αντιστοιχούν στις μεταβλητές που εξετάζουμε. Η παράσταση αυτή των σημείων καλείται στικτό διάγραμμα ή διάγραμμα διασποράς (scatter diagram, scatterplot) και μπορεί να μας δώσει σημαντικές πληροφορίες για τη σχέση εξάρτησης που ενδεχομένως υπάρχει μεταξύ των μεταβλητών τις οποίες εξετάζουμε. Το απεικονιστικό αυτό εργαλείο, χρησιμοποιείται ως ένα πρώτο αλλά καθοριστικό στάδιο κατά την επιλογή των ανεξάρτητων μεταβλητών.



Σχήμα 3.1: Παραδείγματα μορφών στικτών διαγραμμμάτων και των συσχετίσεων που παρουσιάζουν οι μεταβλητές.

3.1.2 Βασικές υποθέσεις

Για να εφαρμόσουμε την ανάλυση παλινδρόμησης και να είναι στατιστικά έγκυρα τα αποτελέσματα που θα προκύψουν, θα πρέπει να ισχύουν ορισμένες υποθέσεις, τόσο για τα δεδομένα του δείγματος που θα χρησιμοποιηθούν στην ανάλυση παλινδρόμησης, όσο και για τον πληθυσμό από τον οποίο πάρθηκε το δείγμα. Οι υποθέσεις αυτές είναι:

1. Να ξέρουμε ότι η πραγματική εξίσωση το πληθυσμού, που συνδέει την εξαρτημένη μεταβλητή Y με την (τις) ανεξάρτητη (-τες) X είναι της μορφής που θέλουμε να προσαρμόσουμε.
2. Οι τιμές της (των) X μεταβλητής (-ών) να είναι γνωστές σταθερές (fixed), όχι τυχαίες.
3. Οι τιμές της Y να είναι τυχαίες (random).
4. Οι τιμές της Y να είναι ασυσχέτιστες (uncorrelated).
5. Η διασπορά ή μεταβλητότητα ή διακύμανση (variance) της Y να είναι ομοιογενής (homogeneous), δηλαδή σταθερή, σε όλο το εύρος των τιμών της (των) X μεταβλητών.
6. Αν, εκτός από την εκτίμηση των συντελεστών παλινδρόμησης, θέλουμε να εκτιμήσουμε διαστήματα εμπιστοσύνης (confidence intervals) ή να κάνουμε ελέγχους στατιστικών υποθέσεων (null hypotheses tests) με το t ή F κριτήριο, τότε οι τιμές της Y πρέπει επιπλέον να ακολουθούν την κανονική κατανομή.
7. Αν, εκτός από την εκτίμηση των συντελεστών παλινδρόμησης, θέλουμε να εκτιμήσουμε διαστήματα εμπιστοσύνης (confidence intervals) ή να κάνουμε ελέγχους στα-

τιστικών υποθέσεων (null hypotheses tests) με το t ή F κριτήριο, τότε οι τιμές της Y πρέπει επιπλέον να είναι και ανεξάρτητες (independent).

3.1.3 Διαστήματα Εμπιστοσύνης και Έλεγχοι Υποθέσεων

Για την εκτίμηση των διαστημάτων εμπιστοσύνης (confidence intervals) για τους συντελεστές παλινδρόμησης β_i μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι γενικές στατιστικές σχέσεις που ισχύουν για την εκτίμηση παραμέτρων του πληθυσμού. Έτσι, κάθε συντελεστής παλινδρόμησης παίρνει τιμές μέσα σε ένα κλειστό διάστημα που υπολογίζεται από τη σχέση:

$$b_i - t\left(\frac{\alpha}{2}, n - 2\right) s_b \leq \beta_i \leq b_i + t\left(\frac{\alpha}{2}, n - 2\right) s_b$$

όπου:

b_i = ο εκτιμητής του συντελεστή παλινδρόμησης β_i .

s_{b_i} = το τυπικό σφάλμα εκτίμησης του συντελεστή β_i .

$t\left(\frac{\alpha}{2}, n - 2\right)$ = η τιμή της t (student κατανομής, για πιθανότητα ή επίπεδο σημαντικότητας). $\alpha/2$ και $(n-p)$ βαθμούς ελευθερίας.

p = αριθμός συντελεστών παλινδρόμησης.

n = μέγεθος δείγματος (αριθμός παρατηρήσεων).

Αν το διάστημα εμπιστοσύνης περιέχει την τιμή μηδέν, τότε ο συντελεστής παλινδρόμησης β_i δε διαφέρει στατιστικά σημαντικά από το μηδέν (για πιθανότητα α). Συνεπώς, θα πρέπει να επανεξετάσουμε (ή να απορρίψουμε) το αντίστοιχο μοντέλο παλινδρόμησης.

3.1.4 Έλεγχοι Υποθέσεων

ι) F-έλεγχος και ανάλυση διακύμανσης

Για να ελεγχθεί αν ένα μοντέλο παλινδρόμησης είναι σημαντικό (significant), δηλαδή αν έστω και ένας συντελεστής παλινδρόμησης (εκτός του σταθερού όρου, αν υπάρχει) διαφέρει στατιστικά σημαντικά από το μηδέν, υπολογίζουμε την ποσότητα F ως εξής:

$$F = \left(\frac{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{p - 1}}{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - p}} \right)$$

όπου:

Y = η πραγματική τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

\hat{Y} = η εκτιμηθείσα τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

\bar{Y} = ο μέσος όρος της εξαρτημένης μεταβλητής.

n = το μέγεθος του δείγματος.

p = ο αριθμός των συντελεστών παλινδρόμησης (αν πρόκειται για γραμμική παλινδρόμηση με σταθερό όρο $p=k+1$).

Η μηδενική υπόθεση (nul l hypothesis) είναι:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

και η εναλλακτική της (alternative):

$$H_1: b_i \neq 0 \text{ για τουλάχιστον ένα } i$$

Αν $F \leq F(a, p, n - p)$ δεχόμαστε την H_0 , ενώ αν $F \geq F(a, p, n - p)$ δεχόμαστε την H_1 .

Ο πίνακας 3.1 της ανάλυσης διακύμανσης (Analysis Of Variance, ANOVA) στην παλινδρόμηση έχει ως εξής:

Πηγή διακύμανσης (Source of variance)	Αθροίσματα τετραγώνων (Sum of Squares, SS)	Βαθμοί ελευθερίας (Degrees of Freedom, DF)	Μέσα τετράγωνα (Mean Squares, MS)
Γραμμή παλινδρόμησης (Regression)	$SSR = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$	$DFR = p - 1$	$MSR = \frac{SSR}{DFR}$
Σφάλμα (Error)	$SSE = SST - SSR = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$	$DFE = n - p$	$MSE = \frac{SSE}{DFE}$
Σύνολο (Total)	$SST = \sum (Y_i - \bar{Y})^2$	$DFT = n - 1$	$MST = \frac{SST}{DFT}$

Πίνακας 3.1 : Τυπικός πίνακας ανάλυσης της διακύμανσης (ANOVA table)

Συνεπώς,

$$F = \frac{MSR}{MSE}$$

i) t-έλεγχος

Για να ελεγχθεί η σημαντικότητα οποιουδήποτε συντελεστή παλινδρόμησης β_i υπολογίζουμε την ποσότητα t ως εξής:

$$t = \frac{b_i}{s_{b_i}}$$

Η μηδενική υπόθεση είναι:

$$H_0: \beta_i = 0$$

και η εναλλακτική της:

$$H_1: \beta_i \neq 0$$

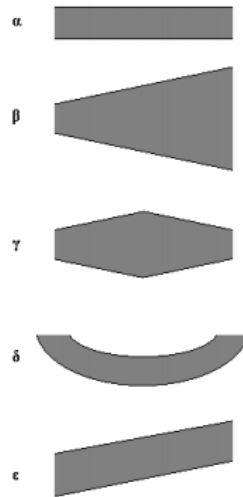
3.1.5 Επάρκεια του μοντέλου

Αν οι στατιστικοί έλεγχοι που περιγράφηκαν δώσουν τα επιθυμητά αποτελέσματα, αυτό δε σημαίνει πως το μοντέλο παλινδρόμησης είναι κατάλληλο για την εκτίμηση της εξαρτημένης μεταβλητής, γιατί μπορεί να μην πληρούνται μια ή περισσότερες υποθέσεις. Συνήθως τέτοιες παραβιάσεις δεν εντοπίζονται με το t ή το F κριτήριο. Αν η παραβίαση κάποιας (-ων) υπόθεσης (υποθέσεων) είναι σημαντική, τότε δε μπορούμε να πούμε πως η επιλεγμένη εξίσωση παλινδρόμησης προσαρμόζεται επαρκώς ικανοποιητικά στα δεδομένα. Για να ελέγξουμε, λοιπόν, την επάρκεια (sufficiency) ενός μοντέλου, μπορούμε να εφαρμόσουμε διάφορους μαθηματικούς και γραφικούς ελέγχους. Οι βασικότεροι έλεγχοι αφορούν τον γραφικό έλεγχο ομοιογένειας της διακύμανσης και τους γραφικούς ελέγχους κανονικότητας.

i) Γραφική μέθοδος ελέγχου ομοιογένειας της διακύμανσης

Για να ελέγξουμε την ομοιογένεια της διακύμανσης της Y ή των σφαλμάτων e_i με γραφικό τρόπο, μπορούμε να κατασκευάσουμε το διάγραμμα διασποράς των τιμών Y_i με τις τιμές X_i (αν έχουμε μόνο μια ανεξάρτητη μεταβλητή), ή των e_i με τις Y_i . Τα παραπάνω γραφικά μπορούν να μας αποκαλύψουν την ύπαρξη ανεπάρκειας του μοντέλου παλινδρόμησης. Όταν τα σημεία του γραφικού δίνουν την εντύπωση ότι συγκεντρώνονται μέσα σε μια στενή οριζόντια λωρίδα γύρω από το μηδέν, τότε η διασπορά των σφαλμάτων είναι σταθερή, όπως φαίνεται στην περίπτωση α του σχήματος 3.2. Η περίπτωση (β) του σχήματος υποδεικνύει πως η διασπορά των σφαλμάτων δεν είναι σταθερή, αλλά αύξουσα συνάρτηση της μεταβλητής που βρίσκεται στον άξονα των x . Η μορφή (γ) του σχήματος δείχνει πως η μεταβλητή που βρίσκεται στον άξονα των x μάλλον ακολουθεί τη διωνυμική κατανομή (binomial distribution), πράγμα που είναι ανεπίτρεπτο στην ανάλυση παλινδρόμησης με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Τέλος, οι περιπτώσεις (δ) και (ε) του σχήματος είναι μια ένδειξη πως στην εξίσωση θα έπρεπε να περιληφθούν μια ή περισσότερες ανεξάρτητες μετα-

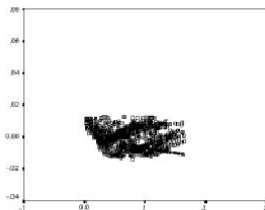
βλητές ή ότι πρέπει να γίνει κάποιος μετασχηματισμός. Οι παρατηρήσεις για τις περιπτώσεις (β), (δ) και (ε) του σχήματος ισχύουν και για τα γραφικά με κλίσεις προς την αντίθετη κατεύθυνση.



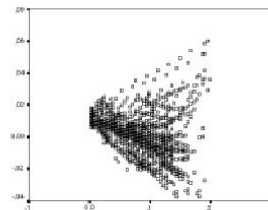
Μορφές γραφικών υπολοίπων.

Σχημα 3.2: Μορφές Γραφικών Καταλοίπων

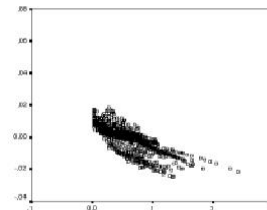
Παραδείγματα γραφικών υπολοίπων 6 μοντέλων παλινδρόμησης δίνονται στα παρακάτω σχήματα, που προέρχονται από πραγματικά δεδομένα.



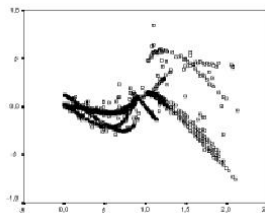
Σταθερή διακύμανση.



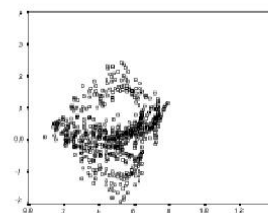
Αύξουσα διακύμανση.



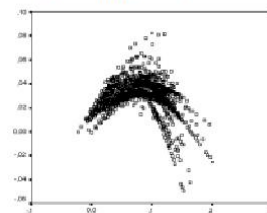
Ανάγκη εισαγωγής νέων μεταβλητών ή μετασχηματισμού.



Ανομοιογενής διακύμανση.



Διωνυμική κατανομή.

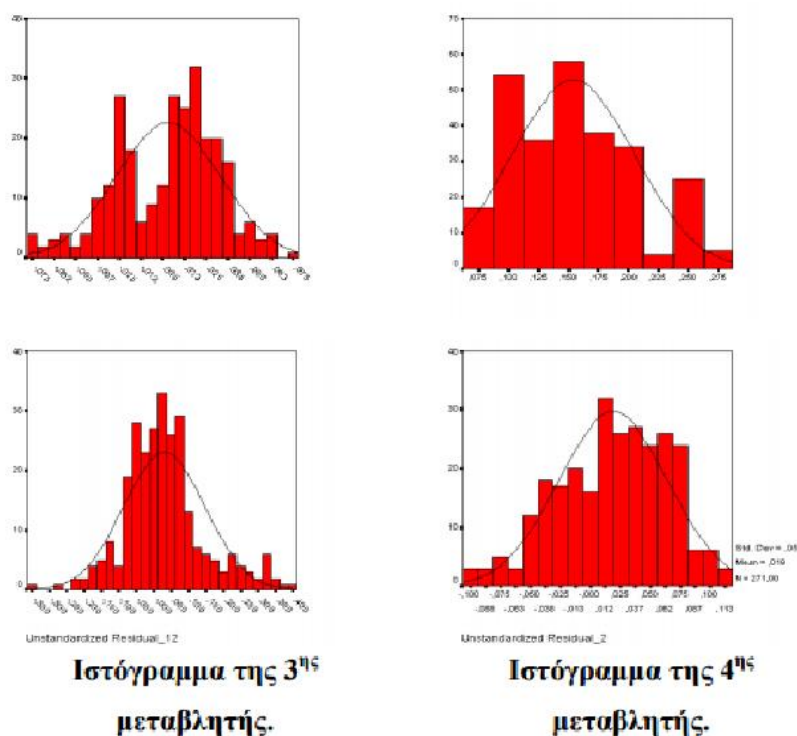


Ανάγκη εισαγωγής νέων μεταβλητών ή μετασχηματισμού.

Σχήμα 3.3: Παραδείγματα γραφικών υπολοίπων μοντέλων παλινδρόμησης

i) Γραφικοί μέθοδοι ελέγχου κανονικότητας

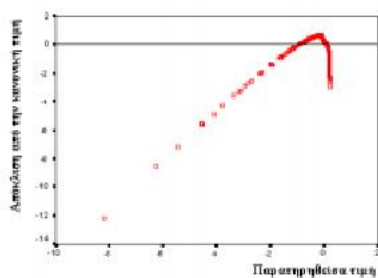
Υπάρχουν διάφορες γραφικές μέθοδοι για τον έλεγχο της κανονικότητας μιας μεταβλητής. Το ιστόγραμμα συχνοτήτων (frequency histogram) χρησιμοποιείται πάρα πολύ στη συνήθη στατιστική ανάλυση. Εμφανίζοντας στο ιστόγραμμα την κανονική καμπύλη μπορούμε να δούμε γραφικά κατά πόσο τα δεδομένα προσεγγίζουν την κανονική κατανομή. Στα παρακάτω σχήματα δίνονται τα ιστογράμματα 4 μεταβλητών. Μαθηματικοί έλεγχοι έδειξαν πως οι 2 πρώτες δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή, ενώ η τελευταία την ακολουθεί (για πιθανότητα $\alpha=1\%$). Ωστόσο, θα μπορούσαμε ίσως να πούμε πως και η 3η μεταβλητή προσεγγίζει ικανοποιητικά την κανονική κατανομή.



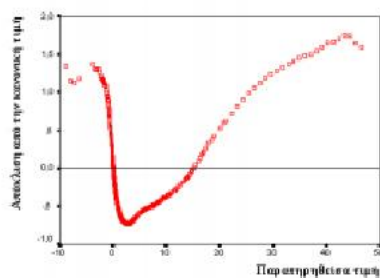
Σχήμα 3.4 : Παραδείγματα ιστογραμμάτων μοντέλων παλινδρόμησης

Το γραφικό κανονικών αποκλίσεων (detrended normal plot) συμπληρώνει το γραφικό κανονικής πιθανότητας, δίνοντας, στον κάθετο άξονα, τις πραγματικές αποκλίσεις των δεδομένων από την ευθεία γραμμή. Αν τα δεδομένα προέρχονται από κανονικό πληθυσμό, τα σημεία στο γραφικό συγκεντρώνονται γύρω από μια ευθεία που περνάει από το μηδέν, με τυχαίο τρόπο. Αν ακολουθούν κάποιο έντονο σχέδιο, ή, με άλλα λόγια, αν έχουμε μεγάλα εύρη στις αποκλίσεις από τις κανονικές τιμές, τότε μάλλον υπάρχει σημαντική απόκλιση από την κανονικότητα. Το STATA, το στατιστικό πακέτο που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, ως γραφικά κανονικών αποκλίσεων μπορεί να δώσει 2 γραφικά, το γραφικό κανονικών αποκλίσεων P-P (detrended normal Probability-Probability plot) και το γραφικό κανονικών αποκλίσεων Q-Q

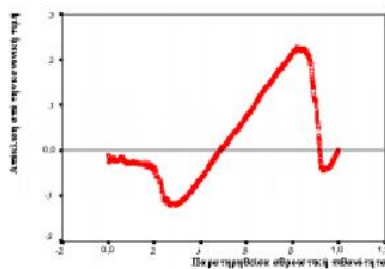
(detrended normal Quantity-Quantity plot). Στα παρακάτω σχήματα δίνονται τα γραφικά κανονικών αποκλίσεων P-P και Q-Q των 4 μεταβλητών που προαναφέρθηκαν. Τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι τα ίδια με αυτά των ιστογραμμάτων.



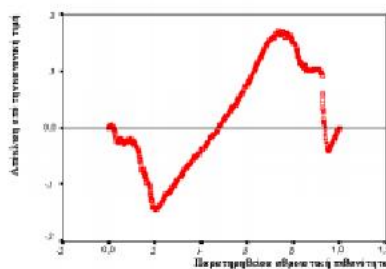
Κανονικό κανονικών αποκλίσεων Q-Q της 1^{ης} μεταβλητής.



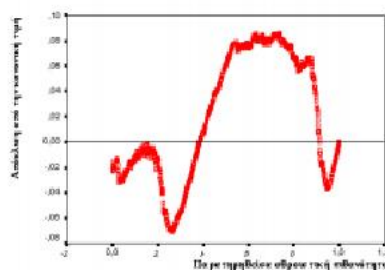
Κανονικό κανονικών αποκλίσεων Q-Q της 2^{ης} μεταβλητής.



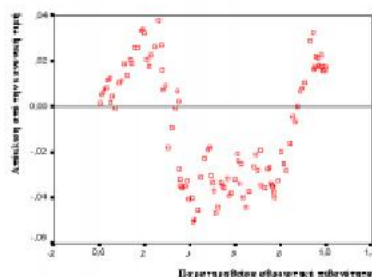
Κανονικό κανονικών αποκλίσεων P-P της 1^{ης} μεταβλητής.



Κανονικό κανονικών αποκλίσεων P-P της 2^{ης} μεταβλητής.



Κανονικό κανονικών αποκλίσεων P-P της 3^{ης} μεταβλητής.



Κανονικό κανονικών αποκλίσεων P-P της 4^{ης} μεταβλητής.

Σχήμα 3.5: Διαγράμματα P-P και Q-Q τεσσάρων μεταβλητών παλινδρόμησης.

i) Έλεγχος Πολυσυγγραμμικότητας

Στην ανάλυση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, μεταξύ των παλινδρομικών μεταβλητών X μπορεί να εμφανιστεί πολυσυγγραμμικότητα (multicollinearity), με την έννοια της ύπαρξης γραμμικής εξάρτησης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών. Η ισχυρή γραμμική εξάρτηση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών επηρεάζει δραματικά την εκτίμηση των συντελεστών παλινδρόμησης, με την έννοια της αύξησης των διασπορών τους. Επίσης, τα διαγνωστικά πολυσυγγραμμικότητας (multicollinearity diagnostics) μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην επικύρωση εξισώσεων πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, η οποία αναλύεται παρακάτω.

Ένα απλό και συγχρόνως σημαντικό διαγνωστικό πολυσυγγραμμικότητας που υπολογίζει το STATA είναι ο παράγοντας διόγκωσης διασποράς (Variance Inflation Factor, VIF), ο οποίος, για την X_i ανεξάρτητη μεταβλητή ($i=1, 2, \dots, k$) υπολογίζεται από τον τύπο:

$$VIF_t = \frac{1}{1 - R_i^2}$$

όπου:

R_i = ο συντελεστής προσδιορισμού (αναλύεται παρακάτω) όταν η X_i χρησιμοποιείται ως εξαρτημένη μεταβλητή και οι υπόλοιπες X χρησιμοποιούνται ως ανεξάρτητες.

Όταν η τιμή του VIF είναι μεγαλύτερη από 10 υπάρχει ένδειξη για έντονη πολυσυγγραμμικότητα στο μοντέλο, οπότε η αντίστοιχη εξαρτημένη μεταβλητή θα πρέπει να αφαιρεθεί και να γίνει ανάλυση παλινδρόμησης χωρίς αυτήν.

ii) Ο Έλεγχος Durbin-Watson

Η εφαρμογή του στατιστικού ελέγχου DW προϋποθέτει ότι η συνάρτηση παλινδρόμησης περιλαμβάνει σταθερό όρο, ο διαταρακτικός όρος ακολουθεί αυτοσυσχέτιση πρώτου βαθμού και στις ανεξάρτητες μεταβλητές με χρονικές υστερήσεις της εξαρτημένης. Η DW στατιστική χρησιμοποιείται για τον έλεγχο αυτοσυσχέτισης πρώτου βαθμού:

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

Αν το δείγμα είναι αρκετά μεγάλο ώστε $\sum_{t=1}^n e_t^2 = \sum_{t=2}^n e_t^2 = \sum_{t=2}^n (e_{t-1}^2)$ τότε:

$DW: 2(1 - \hat{\rho})$ όπου $\hat{\rho}$ οεκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων της $e_t = \rho e_t + u_t$

Η υπόθεση που ελέγχεται είναι η $H_0 : \rho = 0$ έναντι της $H_1 : \rho \neq 0$

i) Ο Έλεγχος των Shapiro-Wilk

Ένας άλλος πολύ γνωστός έλεγχος καλής προσαρμογής για την κανονική κατανομή, είναι ο έλεγχος κανονικότητας των Shapiro και Wilk. Εμπειρικές μελέτες έχουν δείξει ότι αυτός ο έλεγχος έχει υψηλή ισχύ σε πολλές περιπτώσεις σε σύγκριση με πολλούς άλλους ελέγχους της σύνθετης υπόθεσης της κανονικότητας.

Έστω X_1, X_2, \dots, X_n δείγμα n παρατηρήσεων πάνω στην τυχαία μεταβλητή X , της οποίας η άγνωστη συνάρτηση κατανομής είναι

$$F_x(x), x \in R$$

Οι προς έλεγχο υποθέσεις είναι οι εξής:

H_0 : η $F_x(x)$ είναι η συνάρτηση κατανομής της κανονικής κατανομής με άγνωστη μέση τιμή και άγνωστη διασπορά.

H_1 : η $F_x(x)$ είναι η συνάρτηση κατανομής μίας μη κανονικής κατανομής.

Η στατιστική συνάρτηση για τον έλεγχο των υποθέσεων αυτών είναι η

$$T_3 = \frac{[\sum_{i=1}^k a_i (X^{n-i+1} - X^i)]^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

Όπου X^i είναι η i παρατήρηση του διατεταγμένου κατά αύξουσα τάξη μεγέθους δείγματος, κείναι ένας ακέραιος αριθμός περίπου ίσος με $n/2$ και $a_i, i = 1, 2, \dots, k$ είναι σταθεροί συντελεστές.

Η στατιστική συνάρτηση T_3 συχνά συμβολίζεται με W και ο έλεγχος συχνά ονομάζεται έλεγχος W . Παρατηρούμε ότι οι μικρές τιμές της στατιστικής συνάρτησης T_3 είναι εκείνες οι οποίες αποτελούν ένδειξη ότι η μηδενική υπόθεση δεν είναι αληθής. Επομένως, ο κανόνας απόφασης είναι ο εξής: Η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται σε επίπεδο σημαντικότητας α εάν η τιμή της στατιστικής συνάρτησης T_3 είναι μικρότερη από το α -ποσοστιαίο σημείο της κατανομής της, όπως αυτό δίνεται από αντίστοιχους πίνακες.

3.1.6 Επιλογή της καλύτερης εξίσωσης

Για να επιλέξουμε την καλύτερη εξίσωση, μέσα από ένα πλήθος εξισώσεων, δεν υπάρχει ένα και μοναδικό κριτήριο. Εδώ θα περιγραφούν διάφορα κριτήρια που έχουν προταθεί, τα οποία αναφέρονται ως κριτήρια σύγκρισης (comparison criteria) ή κριτήρια αξιολόγησης (evaluation criteria) ή κριτήρια επιλογής (selection criteria). Το γεγονός ότι το κάθε κριτήριο, όταν υπολογιστεί για την ίδια εξίσωση, δεν οδηγεί αναγκαστικά στο ίδιο συμπέρασμα, κάνει αναγκαία και την προσωπική κρίση του ερευνητή.

i) Τυπικό σφάλμα εκτίμησης

Το τυπικό σφάλμα εκτίμησης των θεωρητικών τιμών ή των υπολοίπων (standard error of the estimate) είναι ένα από τα πιο χρησιμοποιούμενα μέτρα σύγκρισης. Για την καλύτερη εξίσωση θα πρέπει να έχει την ελάχιστη τιμή και υπολογίζεται από τον τύπο:

$$\sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - p}\right)}$$

όπου:

Y_i = οι παρατηρηθείσες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής.

\hat{Y}_i = οι εκτιμηθείσες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής.

n = αριθμός των παρατηρήσεων.

p = αριθμός των συντελεστών παλινδρόμησης.

Με άλλα λόγια, είναι η τετραγωνική ρίζα της διακύμανσης των υπολοίπων. Ιδανική τιμή του παραπάνω στατιστικού είναι η ελάχιστη. Για να γίνει σύγκριση εξισώσεων με το τυπικό σφάλμα εκτίμησης, οι εξισώσεις θα πρέπει να έχουν την ίδια εξαρτημένη μεταβλητή. Συνεπώς, αν σε κάποια εξίσωση, ανάμεσα σε αυτές που είναι προς σύγκριση, η εξαρτημένη μεταβλητή έχει μετασχηματιστεί, η εξίσωση αυτή θα πρέπει να λυθεί ως προς την αρχική (αμετασχημάτιστη) εξαρτημένη μεταβλητή.

ii) Συντελεστές προσδιορισμού

Ένα ακόμη κριτήριο που χρησιμοποιείται για τη σύγκριση εξισώσεων είναι οι συντελεστές προσδιορισμού (coefficients of determination). Σχετικά με τους συντελεστές προσδιορισμού, έχουν προταθεί διάφοροι τύποι υπολογισμού τους, ενώ έχει συζητηθεί πολύ και η καταλληλότητά τους, ως κριτηρίων σύγκρισης εξισώσεων. Δυο από τους πιο συνηθισμένους τύπους είναι αυτοί που περιγράφονται παρακάτω. Από αυτούς, ο πρώτος αναφέρεται ως συντελεστής προσδιορισμού (coefficient of

determination) R^2 , ενώ ο δεύτερος ως διορθωμένος συντελεστής προσδιορισμού (adjusted coefficient of determination) R^2 και ιδανική τιμή τους είναι η μονάδα.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$
$$R_{adj}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p} \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

όπου:

Y_i = οι παρατηρηθείσες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής.

\hat{Y}_i = οι εκτιμηθείσες τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής.

\bar{Y} = ο αριθμητικός μέσος των παρατηρηθεισών τιμών.

n = ο αριθμός των παρατηρήσεων.

p = ο αριθμός των συντελεστών παλινδρόμησης.

Οι παραπάνω συντελεστές προσδιορισμού εκφράζουν το ποσοστό της μεταβλητότητας της εξαρτημένης μεταβλητής που εξηγείται από την ύπαρξη των ανεξάρτητων μεταβλητών στο μοντέλο και παίρνουν τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Όσο πιο κοντά στη μονάδα είναι η τιμή τους, τόσο πιο καλά προσαρμόζεται το μοντέλο παλινδρόμησης στα δεδομένα. Ο διορθωμένος συντελεστής προσδιορισμού προτιμάται από μερικούς ερευνητές για την αποφυγή της διαρκούς αύξησης της τιμής του R^2 με την προσθήκη νέων ανεξάρτητων μεταβλητών στο μοντέλο και για τη σύγκριση εξισώσεων που προσαρμόζονται όχι μόνο σε ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, αλλά επίσης σε δυο ή περισσότερα εντελώς διαφορετικά σύνολα δεδομένων.

Εδώ πρέπει να αναφερθεί ότι, για τη σύγκριση μεταξύ μοντέλων γραμμικής παλινδρόμησης με και χωρίς σταθερό όρο, είναι καλύτερα να χρησιμοποιείται το τυπικό σφάλμα εκτίμησης των θεωρητικών τιμών και όχι ο συντελεστής προσδιορισμού. Ανεξάρτητα από το αν υπάρχει ή όχι σταθερός όρος σε ένα μη γραμμικό μοντέλο, ο R^2 δεν έχει καμιά φανερή σημασία.

3.2 Ανάλυση Χρονοσειρών

3.2.1 Γενικά για τις χρονοσειρές

Σε αντίθεση με τα καθοριστικά υποδείγματα (όπως τα υποδείγματα πολλαπλής παλινδρόμησης), τα στοχαστικά υποδείγματα βασίζονται στην ιδέα ότι μια χρονολογική σειρά, της οποίας οι διαδοχικές τιμές συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό, μπορεί να θεωρηθεί ότι έχει παραχθεί από μια στοχαστική διαδικασία, δηλ. οι τιμές αυτές αποτελούν ένα σύνολο διατεταγμένων στο χρόνο τυχαίων μεταβλητών που εξελίσσονται διαχρονικά σύμφωνα με ορισμένο νόμο πιθανότητας.

Ένα απλό παράδειγμα μιας στοχαστικής χρονολογικής σειράς y_t είναι να θεωρήσουμε ότι οι διαδοχικές μεταβολές των τιμών της είναι ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές με μέσο το μηδέν, δηλαδή υπακούουν στο υπόδειγμα

$$y_t - y_{t-1} = \varepsilon_t$$

Όπου $E(\varepsilon_t) = 0$ και $E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0$ για $t \neq s$. Μια τέτοια διαδικασία θα μπορούσε να είχε προέλθει από διαδοχικές ρίψεις ενός νομίσματος. Οι δυσκολίες που αντιμετωπίζουμε στην ανάλυση χρονολογικών σειρών βρίσκονται στην επιλογή του πιο κατάλληλου υποδείγματος για να περιγράψουμε τη δεδομένη χρονολογική σειρά. Η διαδικασία που ακολουθείται συνήθως είναι η εξέταση της δομής των ιστορικών δεδομένων της χρονολογικής σειράς με συγκεκριμένα στατιστικά μέτρα, που αναφέρονται συνοπτικά παρακάτω.

Τα τρία κυριότερα στοιχεία της ανάλυσης χρονοσειρών είναι η περιγραφή, η επεξήγηση και η πρόβλεψη των εξαρτημένων μεταβλητών. Η περιγραφή επιτυγχάνεται με τη βοήθεια διαφόρων γραφημάτων, η επεξήγηση χρησιμοποιώντας κάποιας μορφής μοντέλα για να ερευνηθούν οι μηχανισμοί δημιουργίας της χρονοσειράς και η πρόβλεψη περιλαμβάνει τη χρησιμοποίηση ενός μοντέλου για να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές της σειράς. Τέλος, η ανάλυση χρονοσειρών χωρίζεται σε τρεις κύριες κατηγορίες όπως φαίνονται παρακάτω:

- Στις μεθόδους εξομάλυνσης
- Στις μεθόδους διάσπασης των χρονοσειρών.
- Στην ανάλυση κατά Box-Jenkins ή ανάλυση ARIMA

Οι δύο πρώτες μέθοδοι είναι αιτιοκρατικές σε αντίθεση με την τελευταία η οποία είναι στοχαστική.

Στο κεφάλαιο αυτό θα εξεταστούν κάποιες βασικές έννοιες που χρειάζονται στην ανάλυση των χρονολογικών σειρών. Πρώτα, θα οριστεί η έννοια της στασιμότητας στις χρονολογικές σειρές και θα ακολουθήσει ο έλεγχος μοναδιαίας ρίζας (έλεγχος στασιμότητας). Έπειτα, παρουσιάζονται τα σημαντικότερα στοχαστικά υπο-

δείγματα χρονοσειρών (υποδείγματα ARMA) καθώς και η μεθοδολογία των Box-Jenkins που χρησιμοποιείται όταν οι σειρές δεν είναι στάσιμες.

3.2.2 Η έννοια της στασιμότητας

Οι χρονολογικές σειρές διακρίνονται σε στάσιμες (stationary) και μη στάσιμες (non-stationary) σειρές. Αν τα χαρακτηριστικά της στοχαστικής διαδικασίας μεταβάλλονται διαχρονικά, τότε η διαδικασία αυτή είναι μη στάσιμη και είναι πολύ δύσκολο να παρατηρηθεί η χρονολογική σειρά με κάποιο αλγεβρικό υπόδειγμα. Αν όμως η στοχαστική διαδικασία παραμένει σε ισορροπία γύρω από ένα σταθερό μέσο επίπεδο, τότε μπορεί η διαδικασία να αναλυθεί μέσω ενός υποδείγματος με σταθερούς συντελεστές που μπορούν να εκτιμηθούν με βάση τα ιστορικά δεδομένα.

Μια στοχαστική διαδικασία είναι αυστηρώς στάσιμη (strictly stationary) όταν οι ιδιότητες της δεν επηρεάζονται από μια αλλαγή στην αρχή μέτρησης του χρόνου. Αυτό σημαίνει ότι η συνδυασμένη συνάρτηση πιθανότητας με αρχή το χρονικό σημείο t , δηλαδή η $f(y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+T})$ είναι ακριβώς η ίδια με τη συνδυασμένη συνάρτηση πιθανότητας με αρχή το χρονικό σημείο $t+k$, την $f(y_{t+k}, y_{t+1+k}, \dots, y_{t+T+k})$. Το k παριστάνει μια αυθαίρετη μετακίνηση κατά μήκος του άξονα του χρόνου είτε προς τα εμπρός είτε προς τα πίσω, δηλαδή μπορεί να είναι είτε θετικό είτε αρνητικό. Οπότε, από τη στιγμή που δεν μεταβάλλεται η συνάρτηση πιθανότητας με το χρόνο, δεν θα μεταβάλλεται ούτε η περιθωριακή συνάρτηση πιθανότητας και το ίδιο θα ισχύει και για όλες τις διμεταβλητές συναρτήσεις πιθανότητας. Όλα αυτά συνεπάγονται ότι ο μέσος και η διακύμανση του δεν μεταβάλλονται με μια αλλαγή του χρόνου, ενώ οι συνδιακυμάνσεις θα είναι συναρτήσεις μόνο της υστέρησης k . Επομένως, θα δίνονται από τους τύπους:

$$E(Y_1) = E(Y_2) = \dots = E(Y_t) = \mu$$

$$V(Y_1) = V(Y_2) = \dots = V(Y_T) = V(Y_t) = \sigma^2$$

$$Cov(Y_1, Y_{1+k}) = Cov(Y_2, Y_{2+k}) = \dots = Cov(Y_T, Y_{T+k}) = \gamma_k$$

Ο αυστηρός ορισμός της στασιμότητας αναφέρεται σε όλες τις ιδιότητες μιας στοχαστικής διαδικασίας, γι' αυτό όταν ικανοποιούνται μόνο οι παραπάνω συνθήκες, η στοχαστική διαδικασία χαρακτηρίζεται ως ασθενώς στάσιμη (weakly stationary). Για την περαιτέρω ανάλυση, θα είναι αρκετό μια χρονολογική σειρά να είναι ασθενώς στάσιμη. Δηλαδή, αρκεί να ισχύουν τα εξής:

$$E(Y_t) = \mu, \text{ ανεξάρτητη από το } t$$

$$V(Y_t) = \sigma^2, \text{ ανεξάρτητη από το } t$$

$$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = Cov(Y_{t+m}, Y_{t+m+k}) = \gamma_k, \text{ ανεξάρτητη από το } t$$

Οι περισσότερες όμως χρονολογικές σειρές που αφορούν οικονομικά μεγέθη (καθώς και αυτές που θα χρησιμοποιηθούν στην παρούσα μελέτη) είναι μη στάσιμες καθόσον περιέχουν τάση, εποχικότητα και κυκλικές κυμάνσεις. Επειδή η ανάλυση των μη στάσιμων χρονολογικών σειρών είναι πολύ δύσκολη, μπορεί κανείς να μετατρέψει μια μη στάσιμη χρονολογική σειρά σε στάσιμη με κατάλληλες τεχνικές και μετά να εφαρμόσει τις μεθόδους ανάλυσης στάσιμων χρονολογικών σειρών που είναι πολύ απλούστερες. Για παράδειγμα, πολλές χρονολογικές σειρές μετατρέπονται σε στάσιμες, αφαιρώντας την τάση ή παίρνοντας διαδοχικά πρώτες διαφορές στα δεδομένα. Για τον έλεγχο της στασιμότητας μιας χρονολογικής σειράς έχουν αναπτυχθεί στην βιβλιογραφία διάφορα στατιστικά κριτήρια τα οποία αναπτύσσονται στα επόμενα εδάφια.

3.2.3 Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (autocorrelationfunction ACF)

Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης είναι ένας στατιστικός δείκτης ο οποίος χρησιμοποιείται στην ανάλυση χρονοσειρών για τον καθορισμό της τυχαιότητας ή μη της χρονοσειράς. Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης r_k δείχνει την συσχέτιση της χρονοσειράς με τον εαυτό της για παρατηρήσεις που απέχουν μεταξύ τους k περιόδους και ορίζεται ως:

$$r_k = \frac{\sum_1^{n-k} (Y_t - \bar{Y}_t)(Y_{t-k} - \bar{Y}_{t-k})}{\sum_1^n (Y_t - \bar{Y})^2}$$

Ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης r_1 φανερώνει τον τρόπο με τον οποίο σχετίζονται διαδοχικές παρατηρήσεις της χρονοσειράς, ο συντελεστής αυτοσυσχέτισης r_2 φανερώνει τον τρόπο με τον οποίο σχετίζονται παρατηρήσεις της χρονοσειράς που απέχουν δύο χρονικές περιόδους κ.ο.κ. Η γραφική παράσταση των συντελεστών αυτοσυσχέτισης για $1, 2, \dots, k$ καθυστερήσεις ονομάζεται συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (autocorrelation function - ACF). Με τον υπολογισμό των συντελεστών αυτοσυσχέτισης, για διάφορες χρονικές υστερήσεις μιας χρονοσειράς, μπορούμε να απαντήσουμε στα παρακάτω ερωτήματα:

- i. Είναι τα δεδομένα τυχαία;
- ii. Είναι η χρονοσειρά μη σταθερή;
- iii. Εάν είναι μη σταθερή, ποιο είναι το πρότυπο τάσης;
- iv. Είναι τα δεδομένα εποχικά;
- v. Εάν είναι εποχικά, ποιο είναι το εποχικό πρότυπο;

Τυχαία χρονοσειρά θεωρείται η χρονοσειρά για την οποία κάθε παρατήρηση είναι ανεξάρτητη από οποιαδήποτε άλλη παρατήρηση της χρονοσειράς. Σε μία τυχαία χρονοσειρά το 95% των συντελεστών αυτοσυσχέτισης βρίσκονται στο διάστημα που ορίζεται από τις τιμές $\pm \frac{1.96}{\sqrt{n}}$ όπου n είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων της χρονοσειράς (Σχήμα 3.6.α). Εάν υπάρχουν συντελεστές αυτοσυσχέτισης των οποίων οι τιμές βρίσκονται εκτός των παραπάνω ορίων (δηλαδή είναι στατιστικά διάφοροι του μηδε-

νός) τότε υπάρχει συσχέτιση ανάμεσα σε παρατηρήσεις της χρονοσειράς και η χρονοσειρά δεν μπορεί να θεωρηθεί τυχαία(Σχήμα 3.6.β).

Ένα παράδειγμα τυχαίας χρονοσειράς είναι το μοντέλο λευκού θορύβου το οποίο περιγράφεται από τη σχέση $Y_t = c + e_t$ (Y_t είναι η παρατήρηση κατά την χρονική στιγμή t , c είναι μία σταθερή τιμή και e_t είναι η τιμή του τυχαίου σφάλματος της συγκεκριμένης παρατήρησης). Το μοντέλο λευκού θορύβου είναι θεμελιώδες μοντέλο και χρησιμοποιείται ευρύτατα στις τεχνικές ανάλυσης χρονοσειρών.

Μη Σταθερή (μη στάσιμη) χρονοσειρά θεωρείται η χρονοσειρά η οποία εμφανίζει μεταβολή στα στατιστικά χαρακτηριστικά της όπως για παράδειγμα η μεταβολή στον μέσο διαχρονικά. Για μία μη σταθερή χρονοσειρά οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης είναι στατιστικά διάφοροι του μηδενός για αρκετές από τις πρώτες χρονικές υστερήσεις και μόνο σταδιακά πέφτουν στο μηδέν. Η χρονοσειρά σε αυτήν την περίπτωση εμφανίζει κάποιο πρότυπο τάσης το οποίο πρέπει να εξαλειφθεί για την περαιτέρω ανάλυση της χρονοσειράς. Η εξάλειψη τάσης από τα δεδομένα της χρονοσειράς επιτυγχάνεται με τη χρήση της μεθόδου της διαφορίσης. Οι σειρές διαφορών πρώτης τάξης προκύπτουν από τις διαφορές των διαδοχικών παρατηρήσεων της αρχικής χρονοσειράς:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}$$

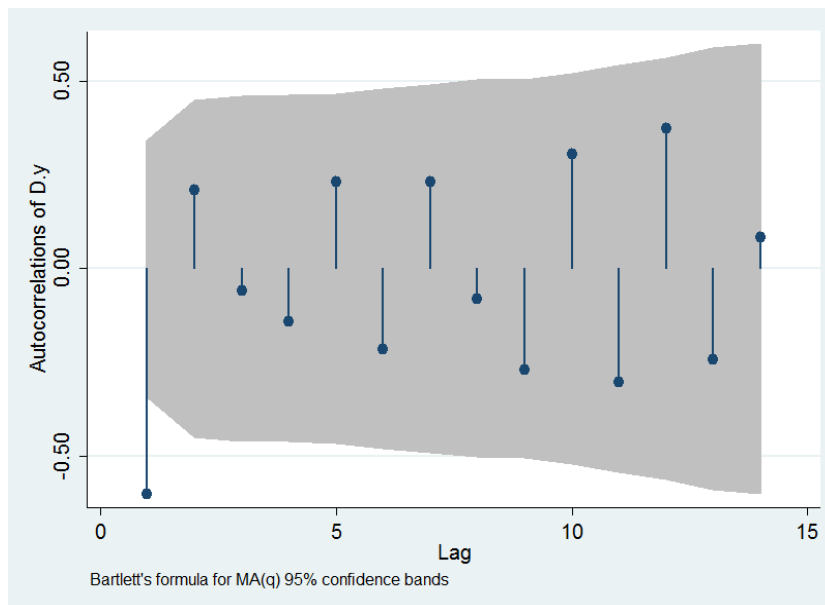
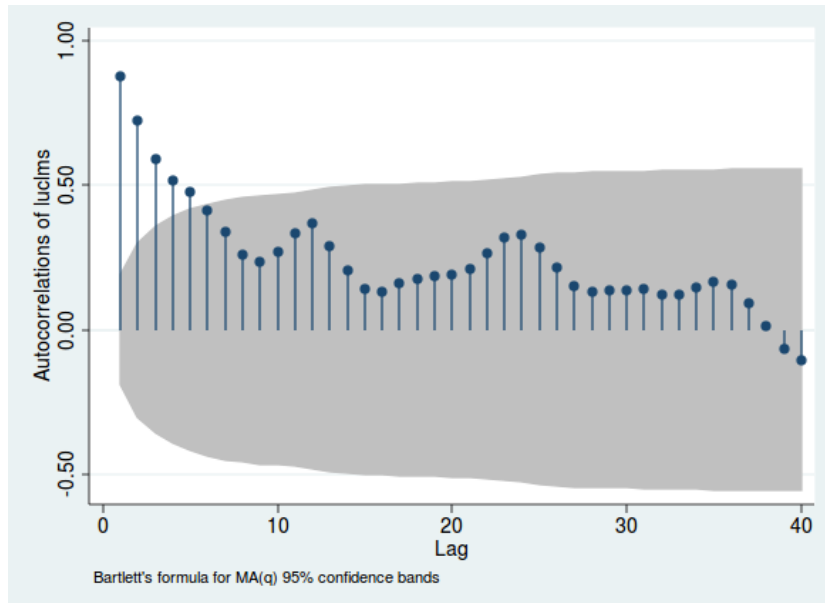
Οι σειρές διαφορών πρώτης τάξης έχουν $n-1$ δεδομένα όταν οι παρατηρήσεις της χρονοσειράς είναι n . Εάν οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης των δεδομένων των πρώτων διαφορών εξακολουθούν να πλησιάζουν το μηδέν σταδιακά τότε δεν έχει επιτευχθεί σταθερή κατάσταση. Σε αυτήν την περίπτωση διαφορίζουμε τα δεδομένα όσες φορές χρειαστεί μέχρι να δημιουργήσουμε μια σταθερή κατάσταση.

Ένα παράδειγμα μη σταθερής χρονοσειράς είναι το μοντέλο τυχαίου περιπάτου το οποίο περιγράφεται από τη σχέση $Y_t = Y_{t-1} + e_t$ (Y_t είναι η παρατήρηση κατά τη χρονική στιγμή t , Y_{t-1} είναι η παρατήρηση κατά τη χρονική στιγμή $t-1$ και e_t είναι η τιμή του τυχαίου σφάλματος της παρατήρησης κατά τη χρονική στιγμή t). Το μοντέλο τυχαίου περιπάτου είναι θεμελιώδες μοντέλο επίσης και χρησιμοποιείται για μη σταθερές χρονοσειρές.

Μία χρονοσειρά η οποία παρουσιάζει ένα εποχικό πρότυπο επαναλαμβάνει τον εαυτό της κατά τη διάρκεια μιας συγκεκριμένης περιόδου του χρόνου. Σε μια χρονοσειρά η οποία εμφανίζει εποχικότητα οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης συγκεκριμένων χρονικών υστερήσεων είναι στατιστικά διάφοροι του μηδενός. Έχουμε ένα τριμηνιαίο εποχικό πρότυπο εάν $\text{to}r_k$ για χρονικές υστερήσεις 4,8,12, κ.λ.π. είναι σημαντικό ενώ υπάρχει ένα μηνιαίο εποχικό πρότυπο εάν το r_k για χρονικές υστερήσεις 12,24,36,κ.λ.π. είναι σημαντικό. Όταν μία χρονοσειρά εμφανίζει κάποιο εποχικό πρότυπο τότε πρέπει το εποχικό πρότυπο να εξαλειφθεί για την περαιτέρω ανάλυση της χρονοσειράς. Η εξάλειψη του εποχικού προτύπου πραγματοποιείται με τη χρήση της μεθόδου των εποχιακών διαφορών.

Ορίζουμε εποχιακή διαφορά την διαφορά μιας παρατήρησης της χρονοσειράς από την αντίστοιχη παρατήρηση του προηγούμενου έτους. Επομένως για μία χρονοσειρά η οποία εμφανίζει ένα μηνιαίο εποχικό πρότυπο η εποχιακή διαφορά δίνεται από τον τύπο:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-12}$$



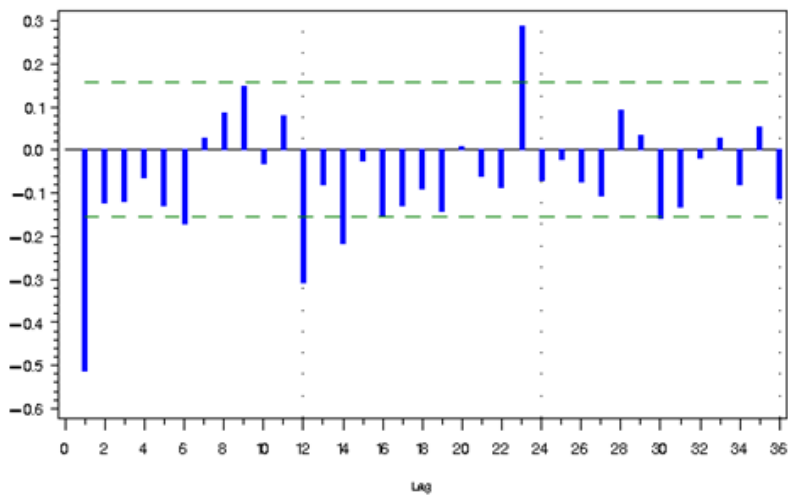
Σχήμα 3.6: (α) συνάρτηση AC μη στάσιμης χρονολογικής σειράς (β) συνάρτηση AC στάσιμης χρονολογικής σειράς

3.2.4 Η συνάρτηση μερικών αυτοσυσχετίσεων (Partialautocorrelationfunction-PACF)

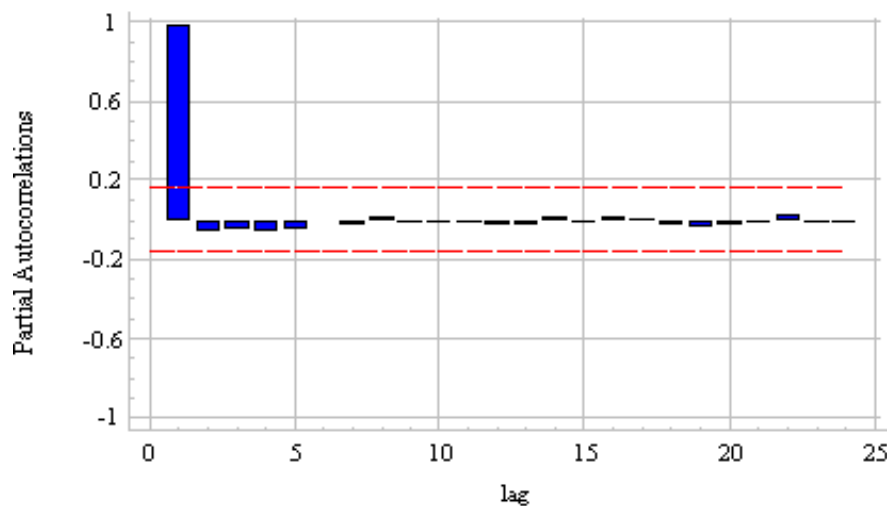
Οι συντελεστές μερικής αυτοσυσχέτισης μετρούν το βαθμό της σχέσης μεταξύ των Y_t και Y_{t-k} όταν οι επιδράσεις όλων των άλλων χρονικών υστερήσεων 1,2,3, ... ,k-1 έχουν αφαιρεθεί. Ο συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης τάξης k συμβολίζεται με a_k και μπορεί να υπολογισθεί εφαρμόζοντας τη μέθοδο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης με εξαρτημένη μεταβλητή την Y_t και ανεξάρτητες μεταβλητές τις Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k} :

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + \dots + b_k Y_{t-k}$$

Ο συντελεστής a_k ισούται με τον συντελεστή b_k . Ο πρώτος συντελεστής μερικής αυτοσυσχέτισης a_1 είναι πάντα ίσος με τον πρώτο συντελεστή αυτοσυσχέτισης r_1 .



Σχήμα 3.7(α) συνάρτηση PACF μη στάσιμης χρονολογικής σειράς.



Σχήμα 3.7(β) συνάρτηση PACF στάσιμης χρονολογικής σειράς.

3.2.5 Στοχαστικά Υποδείγματα Χρονοσειρών

Στα στοχαστικά υποδείγματα χρονοσειρών ο τυχαίος παράγοντας αποτελεί το μηχανισμό μέσα από τον οποίο δημιουργείται η χρονολογική σειρά. Το απλούστερο δυνατό σχήμα χρονολογικής σειράς είναι αυτό της τυχαίας μεταβλητής ή αλλιώς του ονομαζόμενου λευκού θορύβου (whitenoise).

i) Λευκός θόρυβος

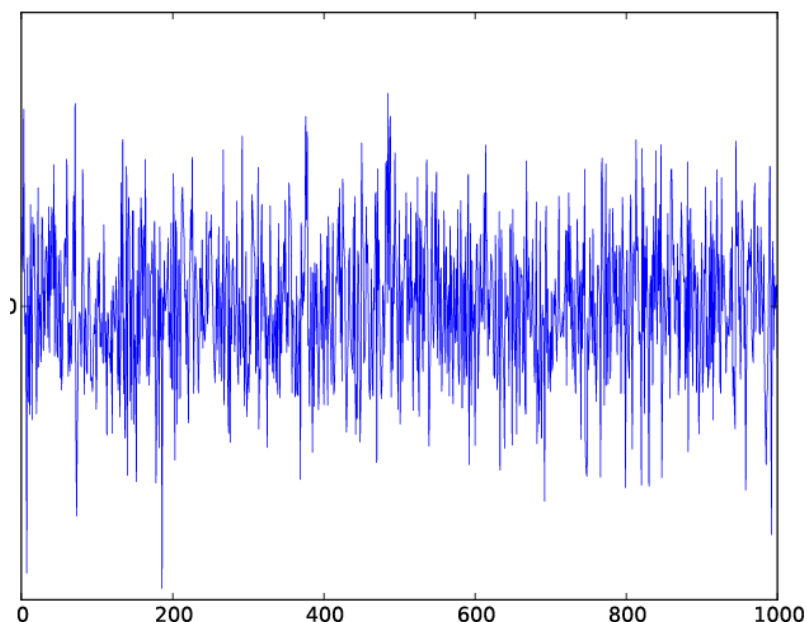
Μια σειρά χαρακτηρίζεται ως λευκός θόρυβος αν στην ουσία δεν έχει κανένα ευκρινές σχήμα ή πρότυπο. Αν μια σειρά, έστω ε_t , λέγεται ότι είναι λευκός θόρυβος αν έχει σταθερό μέσο όρο (συνήθως μηδέν), σταθερή διακύμανση και οι τιμές της δεν αυτοσυσχετίζονται. Πιο συγκεκριμένα, η υπόθεση του λευκού θορύβου συνεπάγεται για όλα τα t τα εξής:

$$E(\varepsilon_t) = 0$$

$$Var(\varepsilon_t) = \sigma^2$$

$$Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}) = 0 \text{ για } k \neq 0$$

Μια τέτοια σειρά είναι πάντα στάσιμη και επιπλέον έχει μηδενικούς συντελεστές αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης.



Σχήμα 3.8: Παράδειγμα λευκού θορύβου

ii) Βασικές κατηγορίες στοχαστικών υποδειγμάτων

Γενικά, υπάρχουν τρεις βασικές κατηγορίες στοχαστικών υποδειγμάτων και χρονοσειρών. Αυτές είναι:

- Τα Αυτοπαλίνδρομα Υποδείγματα ή Υποδείγματα AR (Autoregressive Models)
- Τα Υποδείγματα Κινητών Μέσων ή Υποδείγματα MA (Moving Average Models)
- Τα Μεικτά Υποδείγματα ή Υποδείγματα ARIMA (Autoregressive Moving Average Models) που είναι συνδυασμός των δυο προηγούμενων.

Στη συνέχεια, θα εξεταστούν κάθε μία από αυτές τις τρεις κατηγορίες υποδειγμάτων χρονολογικών σειρών.

• Αυτοπαλίνδρομα Υποδείγματα

Η γενική μορφή ενός αυτοπαλίνδρομου υποδείματος είναι η εξής:

$$Y_t = \delta + a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

όπου οι παράμετροι $\delta, a_1, a_2, \dots, a_p$ και ε_t μετρά τα τυχαία σφάλματα, τα οποία θεωρούνται λευκός θόρυβος, δηλαδή ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές με μέσο όρο το μηδέν και σταθερή διακύμανση. Πρόκειται για ένα υπόδειγμα παλινδρόμησης, όπου η εξαρτημένη μεταβλητή Y_t δεν παλινδρομεί σε ανεξάρτητες μεταβλητές, αλλά στις προηγούμενες τιμές της ίδιας της μεταβλητής Y_t . Για αυτό και ονομάζεται αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα (Autoregressive model) τάξεως p και συμβολίζεται ως AR(p). Η γενική μορφή ενός αυτοπαλίνδρομου υποδείματος μπορεί να εκφραστεί και με βάση τον τελεστή υστέρησης L ως εξής:

$$(1 - a_1 L - \dots - a_p L^p) y_t = \varepsilon_t$$

ο τελεστής παλινδρόμησης L μετατοπίζει προς τα πίσω την μεταβλητή που πολλαπλασιάζει δηλαδή είναι:

$$L^p Y_t = Y_{t-p}$$

και $A(L) = 1 - a_1 L - \dots - a_p L^p$ είναι το πολυώνυμο μέσω του οποίου προκύπτουν τα συμπεράσματα για ένα AR(p) υπόδειγμα. Πιο συγκεκριμένα οι συνθήκες στασιμότητας για το AR(p) υπόδειγμα προσδιορίζονται από τις ρίζες της χαρακτηριστικής εξίσωσης του $A(L)$:

$$X^p - a_1 X^{p-1} - \dots - a_p = 0 \quad (1.1)$$

Έτσι, για να είναι στάσιμο ένα AR(p) υπόδειγμα θα πρέπει οι ρίζες της χαρακτηριστικής εξίσωσης (1.1) να είναι όλες μικρότερες της μονάδας σε απόλυτες τιμές ή αλλιώς να βρίσκονται όλες μέσα στον μοναδιαίο κύκλο.

- **Υποδείγματα Κινητού Μέσου**

Η γενική μορφή ενός υποδείγματος κινητών μέσων είναι η εξής:

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

όπου τα θ είναι σταθεροί παράμετροι και ε_t είναι ο λευκός θόρυβος. Στο υπόδειγμα αυτό θεωρείται ότι η χρονολογική σειρά Y_t δημιουργείται ως ένας σταθμικός μέσος των τυχαίων σφαλμάτων των q προηγούμενων περιόδων και ονομάζεται υπόδειγμα κινητών μέσων (Moving Average) τάξεως q συμβολισμένο ως MA(q). Κάθε υπόδειγμα MA πεπερασμένης τάξεως q είναι πάντα στάσιμο διότι πληρούνται όλες οι συνθήκες στασιμότητας που αφορούν τον σταθερό μέσο, την διακύμανση και την αυτοσυνδιακύμανση, οι οποίες είναι πεπερασμένες και ανεξάρτητες του t . Συχνά χρειάζεται να εκφραστεί μια MA διαδικασία σε αυτοπαλινδρομη μορφή. Αυτό όμως δεν είναι πάντα εφικτό εκτός και αν πληρούνται οι αναγκαίες συνθήκες αντίστοιχες με αυτές που απαιτήθηκαν στα AR υποδείγματα προκειμένου να ικανοποιείται η υπόθεση της στασιμότητας. Αν πληρούνται αυτές οι συνθήκες τότε το MA υπόδειγμα είναι αντιστρέψιμο που σημαίνει ότι μπορεί να μετατραπεί σε AR υπόδειγμα άπειρης τάξεως. Αντίστοιχα ισχύει ότι ένα AR υπόδειγμα είναι αντιστρέψιμο αν μπορεί να λάβει τη μορφή ενός MA υποδείγματος άπειρης τάξεως. Για την αντιστρεψιμότητα ενός MA(q) υποδείγματος θα πρέπει οι ρίζες της χαρακτηριστικής εξίσωσης του πολυωνύμου:

$$\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$$

να είναι όλες μέσα στο μοναδιαίο κύκλο ή αλλιώς οι ρίζες του $\theta(L) = 0$ να βρίσκονται όλες έξω από τον μοναδιαίο κύκλο.

- **Μεικτά Υποδείγματα**

Προηγουμένως, έγινε αναφορά σε δύο πολύ σημαντικές κατηγορίες υποδειγμάτων, τα αυτοπαλινδρόμα (AR) και τα υποδείγματα κινητών μέσων (MA). Τα υποδείγματα αυτά έχουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά τα οποία προσδιορίζονται εξετάζοντας τις συναρτήσεις αυτοσυσχέτισης και μερικής αυτοσυσχέτισης του στατιστικού δείγματος παρατηρήσεων της χρονολογικής σειράς. Εντούτοις, υπάρχουν πολλές περιπτώσεις που τα χαρακτηριστικά αυτά δεν εμπίπτουν ούτε στην κατηγορία AR υποδειγμάτων αλλά ούτε και στα MA. Έτσι, αν τα δεδομένα μιας χρονολογικής σειράς έχουν συναρτήσεις συσχέτισης ή μερικής αυτοσυσχέτισης που δεν φαίνονται να μηδενίζονται μετά από κάποιο σημείο αλλά φθίνουν και οι δύο με αργό ρυθμό, τότε έχουμε στοιχεία και των δύο μορφών AR και MA.

Στις περιπτώσεις αυτές, κατασκευάζονται υποδείγματα που περιέχουν και τα δύο παραπάνω οπότε προκύπτουν τα μεικτά υποδείγματα ARMA. Η γενική μορφή ενός ARMA (p, q) υποδείγματος ορίζεται ως εξής:

$$Y_t = \delta + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Χρησιμοποιώντας τα πολυώνυμα των τελεστών υστέρησης ισχύει:

$$A(L) = \delta + \theta(L)\varepsilon_t$$

Όπου

$$A(L) = 1 - a_1 L - a_2 L^2 - \dots - a_p L^p$$

$$\theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$$

όπου : p, q: οι σταθερές που ορίζουν την τάξη των AR και MA αντίστοιχα

A(L): είναι το πολυώνυμο βάση του οποίου μπορούν να προκύψουν συμπεράσματα για τη στασιμότητα ενός AR υποδείγματος Θ(L): είναι το πολυώνυμο βάση του οποίου μπορούν να προκύψουν συμπεράσματα για τη αντιστρεψιμότητα ενός MA ή AR υποδείγματος πεπερασμένης τάξεως.

Αν μια διαδικασία ARMA (p,q) είναι στάσιμη, τότε το πολυώνυμο A(L) είναι αντιστρέψιμο και άρα πολλαπλασιάζοντας με $A^{-1}(L)$ εξασφαλίζεται μια μορφή άπειρου τάξεως:

$$Y_t = A^{-1}\delta + A^{-1}(L)\theta^{-1}(L)\varepsilon_t$$

Οι ιδιότητες των ARMA υποδειγμάτων είναι ένας συνδυασμός των ιδιοτήτων των AR και MA υποδειγμάτων. Ένα ARMA(p,q) υπόδειγμα θα είναι στάσιμο αν οι ρίζες του πολυωνύμου A(L) είναι εκτός του μοναδιαίου κύκλου (συνθήκες στασιμότητας του AR τμήματος του υποδείγματος ARMA) και αντιστρέψιμο αν οι ρίζες του Θ(L) είναι εκτός του μοναδιαίου κύκλου (συνθήκες αντιστρεψιμότητας του MA τμήματος του υποδείγματος ARMA).

• Υποδείγματα ARIMA

Η ανάλυση που προηγήθηκε για τα AR, MA και ARMA υποδείγματα ήταν βασισμένη στην υπόθεση ότι οι χρονολογικές σειρές είναι στάσιμες. Σε πολλές περιπτώσεις όμως ιδίως στα οικονομικά οι σειρές είναι μη στάσιμες. Για τον λόγο αυτό οι Box και Jenkins προτείνουν την μετατροπή των σειρών σε στάσιμες παίρνοντας διαφορές πρώτης, δεύτερης ή και μεγαλύτερης τάξης. Εφόσον εξασφαλιστεί η στασιμότητα με τις διαφορές, τότε ακολουθεί η γνωστή ανάλυση προσαρμογής του κατάλληλου ARMA(p,q) υποδείγματος στην μετασχηματισμένη σειρά.

Έστω Y_1, Y_2, \dots, Y_n είναι οι παρατηρήσεις μιας χρονολογικής σειράς στις αρχικές τις τιμές, τότε παίρνοντας πρώτες διαφορές ισχύει:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = (1 - L)Y_t$$

Αν η μετασχηματισμένη σειρά ΔY_t είναι στάσιμη τότε το υπόδειγμα που προσαρμόζεται στη μετασχηματισμένη σειρά ονομάζεται ολοκληρωμένο πρώτης τάξεως ARMA(p,q) ή αλλιώς αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υποδείγμα κινητών μέσωσ όρων (Autoregressive Integrated Moving Average) και συμβολίζεται ως ARIMA(p,1,q). Γενικά αν d είναι ο αριθμός των διαφορών που πρέπει να πάρει ένα ολοκληρωμένο υπόδειγμα προκειμένου να γίνει στάσιμο, τότε το υπόδειγμα που προσαρμόζεται στην αρχική σειρά Y_t ονομάζεται αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσωσ τάξεως (p,d,q) και συμβολίζεται ως ARIMA(p,d,q).

3.2.6 Έλεγχος μοναδιαίας ρίζας

Το πρώτο και σημαντικότερο βήμα πριν την κατασκευή του οικονομετρικού υποδείγματος είναι ο έλεγχος της στασιμότητας των χρονολογικών σειρών (unit-root test), δηλαδή να εξεταστεί αν αυτές περιέχουν μοναδιαίες ρίζες. Μια χρονολογική σειρά χαρακτηρίζεται ως στάσιμη όπως ήδη έχει αναφερθεί αν τα στατιστικά χαρακτηριστικά της δεν μεταβάλλονται με τον χρόνο, δηλαδή σε μια στάσιμη σειρά ο μέσος όρος, η διακύμανση και οι αυτοσυνδιακυμάνσεις των τιμών της να είναι σταθερά μεγέθη ανεξάρτητα από τον χρόνο. Αν οι χρονολογικές σειρές δεν είναι στάσιμες, οι έλεγχοι που εφαρμόζονται πολλές φορές οδηγούν σε εσφαλμένα αποτελέσματα.

Για το λόγο αυτό θα εξεταστούν αν οι χρονολογικές σειρές του υποδείγματος είναι στάσιμες στα επίπεδα τους και σε περίπτωση που δεν είναι θα καθοριστεί το επίπεδο στο οποίο αυτές γίνονται στάσιμες. Η μεθοδολογία που θα χρησιμοποιηθεί είναι αυτή των Dickey-Fuller [απλός έλεγχος των Dickey-Fuller (DFtest) και επαυξημένος έλεγχος των Dickey-Fuller (ADFtest)].

- **Απλός έλεγχος των Dickey-Fuller**

Οι έλεγχοι μοναδιαίας ρίζας (unit-root test) εφαρμόστηκαν για πρώτη φορά στο αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα AR(1), δηλαδή σε ένα υπόδειγμα όπου η εξαρτημένη του μεταβλητή εξαρτάται από την τιμή που είχε η μεταβλητή αυτή μια χρονική περίοδο πριν. Συγκεκριμένα, οι Dickey και Fuller (1979) χρησιμοποίησαν τρεις διαφορετικές εξισώσεις μορφής AR(1) όπως φαίνονται παρακάτω για τη διεξαγωγή των ελέγχων μοναδιαίας ρίζας.

$$y_t = ay_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

$$y_t = \delta + ay_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

$$y_t = \delta + \gamma t + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

όπου τα κατάλοιπα ε_t είναι λευκός θόρυβος (whitenoise) έχουν δηλαδή μέσο όρο μηδέν, σταθερή διακύμανση και οι τιμές τους είναι ασυσχέτιστες μεταξύ τους. Η εξίσωση (3.1) χρησιμοποιείται όταν ο μέσος όρος της σειράς είναι μηδέν, η εξίσωση (3.2) αναφέρεται όταν ο μέσος όρος της σειράς είναι διάφορος του μηδενός και τέλος η εξίσωση (3.3) είναι για όταν ο μέσος όρος της σειράς είναι διάφορος του μηδενός και υπάρχει χρονική τάση t στη σειρά.

Στις τρεις εξισώσεις εξετάζεται αν η τιμή του α είναι ίση με 1 (ύπαρξη μοναδιαίας ρίζας). Σαν μηδενική υπόθεση στον απλό έλεγχο των Dickey-Fuller (DF test) έχουμε ότι η τιμή της παραμέτρου α είναι ίση με 1 (ύπαρξη μοναδιαίας ρίζας, μη στάσιμη σειρά) και σαν εναλλακτική υπόθεση ότι η τιμή α είναι μικρότερη της μονάδας (στάσιμη σειρά).

Επομένως, πρέπει να ελεγχθεί ο ακόλουθος στατιστικός έλεγχος:

$$H_0 : \alpha = 1$$

$$H_1 : \alpha < 1$$

Για να γίνει αυτός ο έλεγχος οι Dickey-Fuller μέσω πειραμάτων Monte-Carlo βρήκαν μια κατάλληλη μη συμμετρική κατανομή που χρησιμοποίησαν για τον έλεγχο της μηδενικής υπόθεσης. Ο έλεγχος αυτός γίνεται με την βοήθεια της κατανομής t-Student, αλλά η σύγκριση για την αποδοχή ή όχι της μηδενικής υπόθεσης γίνεται με τις κριτικές τιμές του MacKinnon.

Για την εξίσωση (3.1) η μηδενική υπόθεση απορρίπτεται όταν το στατιστικό t-Student του συντελεστή είναι μικρότερο από την κριτική τιμή t_1 των πινάκων Dickey-Fuller. Η απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης για την εξίσωση (3.2) γίνεται όταν το στατιστικό t-Student του συντελεστή είναι μικρότερο από την κριτική τιμή t_2 των πινάκων Dickey-Fuller και τέλος, έχοντας την εξίσωση (3.3) απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση όταν το στατιστικό t-Student του συντελεστή είναι μικρότερο από την κριτική τιμή t_3 των πινάκων Dickey-Fuller.

- **Ο επαυξημένος έλεγχος των Dickey-Fuller**

Ο απλός έλεγχος Dickey-Fuller χρησιμοποιείται στην περίπτωση όπου το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα είναι πρώτης τάξης AR(1), δεν μπορεί όμως να χρησιμοποιηθεί ο ίδιος έλεγχος όταν το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα είναι μεγαλύτερης τάξης. Έστω ότι το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα είναι p τάξης AR(p) που είναι της μορφής:

$$y_t = \delta_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

Αν στο παραπάνω υπόδειγμα προστεθεί και αφαιρεθεί πρώτα ο όρος $\alpha_p y_{t-p}$ και μετά ο όρος $(\alpha_{p-1} + \alpha_p) y_{t-p+2}$ και κ.λπ. τότε η εξίσωση (3.4) λαμβάνει την μορφή:

$$\Delta y_t = \delta_0 + \beta y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \delta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

Όπου

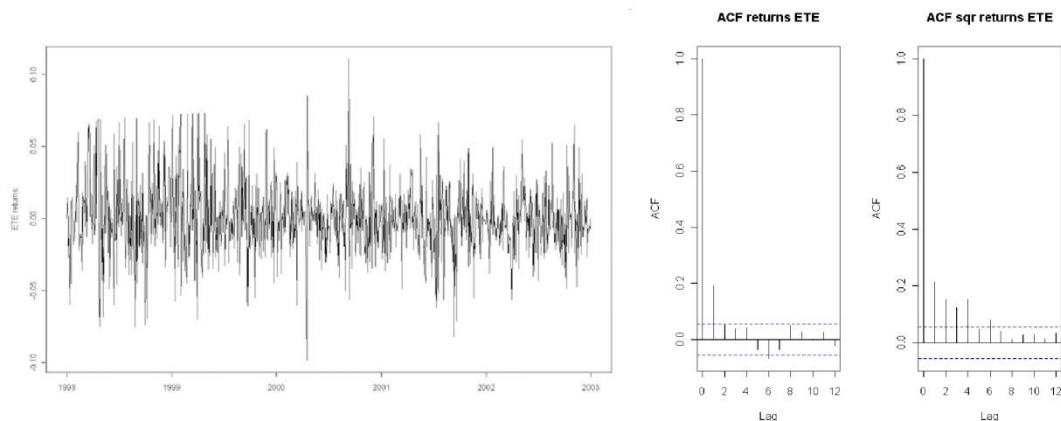
$$\beta = (\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p) - 1$$

Ο έλεγχος ύπαρξης μοναδιαίας ρίζας τώρα βασίζεται στη μηδενική υπόθεση ότι η τιμή του β στην εξίσωση (3.5) είναι ίση με το μηδέν έναντι της εναλλακτικής υπόθεσης ότι η τιμή του β είναι μικρότερη του μηδενός. Ο έλεγχος αυτός είναι ίδιος με τον απλό έλεγχο των Dickey-Fuller και διαφέρει μόνο στο ότι η εξίσωση παλινδρόμησης έχει τώρα επαυξηθεί με τις υστερήσεις του ΔY_t , για αυτό και ο έλεγχος αυτός ονομάζεται επαυξημένος έλεγχος των Dickey-Fuller (ADF).

3.2.7 Μοντέλα ARCH-GARCH

i. Εισαγωγή

Η ασταθής συμπεριφορά των αγορών αναφέρεται γενικά στην βιβλιογραφία ως αστάθεια (volatility). Η αστάθεια έχει καταστεί μια πολύ σημαντική έννοια στην οικονομική θεωρία και στις εφαρμογές αυτής, όπως η διαχείριση κινδύνων (Risk management), διαχείριση χαρτοφυλακίου, παράγωγες επενδύσεις κ.α. Με στατιστικούς όρους η αστάθεια μετράται με την διακύμανση ή την τυπική απόκλιση. Τα μοντέλα GARCH εισήχθησαν πρώτη φορά από τον Engle και επεκτάθηκαν από τον Bollerslev και τον Nelson και μπορούμε με αυτά να μοντελοποιήσουμε την αστάθεια μιας μεταβλητή με τον χρόνο και να παρατηρήσουμε πολλά από τα χαρακτηριστικά που συναντώνται σε οικονομικές χρονοσειρές. Αν πάρουμε τη γραφική παράσταση μιας τυπικής οικονομικής σειράς αποδόσεων, διάγραμμα 3.9(α) για παράδειγμα εδώ των αποδόσεων της μετοχής της ΕΤΕ, θα παρατηρήσουμε από τη συνάρτηση αυτοσυσχετίσεων ότι ενώ στην ίδια τη σειρά δεν έχουμε ισχυρή συσχέτιση διάγραμμα 3.9(β), στο τετράγωνο των αποδόσεων υπάρχει συσχέτιση και από την στιγμή που οι τετραγωνισμένες αποδόσεις μετρούν την δευτεροβάθμια ροπή της αρχικής χρονοσειράς αυτό μας δείχνει ότι η διακύμανση εξαρτάται από τις προηγούμενες τιμές της ή με άλλα λόγια ότι οι αρχική σειρά έχει μεταβλητή ως προς το χρόνο δεσμευμένη ετεροσκεδαστικότητα ή συσταδοποίηση αστάθειας (volatility clustering).



Διάγραμμα 3.9(α) Χρονοσειρά αποδόσεων ETE (β) Συναρτήσεις ACF και PACF

Η γραμμική συσχέτιση στα τετράγωνα των αποδόσεων μπορεί να μοντελοποιηθεί χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο AR για τα τετράγωνα των καταλοίπων. Καθώς όμως οι αποδόσεις είναι μια χρονική σειρά μηδενικού μέσου γραμμικά ασυσχέτιστη αλλά με τα τετράγωνα τους να συσχετίζονται, τότε μπορούμε να εφαρμόσουμε σε αυτά ένα μοντέλο GARCH. Το GARCH είναι ένα μοντέλο για τα τετράγωνα μιας μηδενικού μέσου σειράς, δηλαδή για την υπό συνθήκη δεσμευμένη διακύμανση (conditional variance). Αυτή η διακύμανση για μια χρηματοοικονομική σειρά παριστά αστάθεια ή κίνδυνο.

Έχουμε λοιπόν:

$$y_t = \varepsilon_t \quad (3.6)$$

όπου ε_t είναι λευκός θόρυβος δευτέρου βαθμού. Για να μπορέσουμε να μοντελοποιήσουμε για μεταβλητή ως προς το χρόνο την δεσμευμένη ετεροσκεδαστικότητα (time – varying conditional heteroskedasticity) υποθέτουμε ότι $Var_{t-1}(\varepsilon_t) = h_t$ όπου Var_{t-1} η διακύμανση δεσμευμένη στην πληροφορία την χρονική στιγμή t-1 και τελικά έχουμε:

$$h_t = \gamma + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (3.7)$$

Αφού το ε_t έχει μέσο το μηδέν, $Var_{t-1}(\varepsilon) = E_{t-1}(\varepsilon_t^2) = h_t$ οπότε μπορούμε να γράψουμε την παραπάνω εξίσωση ως

$$\varepsilon_t^2 = a_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (3.8)$$

με u_t να είναι λευκός θόρυβος μηδενικού μέσου.

Η (3.8) αναπαριστά μια AR(p) διαδικασία ως προς το ε_t και το μοντέλο των (3.6) και (3.7) είναι γνωστό ως ARCH (autoregressive conditional heteroskedasticity) και α-

ναφέρεται ως ARCH(p) μοντέλο. Μια διαφορετική διατύπωση αυτού του μοντέλου είναι

$$u_t = \varepsilon_t^2 - E_{t-1}(\varepsilon_t^2)$$

$$y_t = c + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = z_t c_t$$

όπου z_t είναι μια ανεξάρτητη και όμοια κατανομημένη τυχαία μεταβλητή με ορισμένη κατανομή. Στο βασικό μοντέλο ARCH η z_t θεωρούμε ότι ακολουθεί την τυποποιημένη κανονική κατανομή. Η παραπάνω διατύπωση είναι χρήσιμη για να εξάγουμε τις ιδιότητες του μοντέλου καθώς και για τον προσδιορισμό της συνάρτησης πιθανοφάνειας που χρησιμοποιείται για την συμπερασματολογία.

ii. Έλεγχος για φαινόμενα ARCH

Πριν τον προσδιορισμό ενός πλήρους μοντέλου ARCH για οικονομικές χρονοσειρές ελέγχουμε για ARCH επιπτώσεις στα κατάλοιπα. Αν δεν υπάρχουν ARCH επιπτώσεις στα κατάλοιπα τότε το μοντέλο μας είναι άκυρο και δεν εκφράζει ορθά την οικονομική σειρά. Επειδή ένα μοντέλο ARCH μπορεί να γραφεί ως AR ως προς τα τετράγωνα των καταλοίπων στην (3.8), ένας έλεγχος πολλαπλασιαστή Lagrange (LM) μπορεί να κατασκευαστεί στην βοηθητική παλινδρόμηση (3.8). Αν η μηδενική υπόθεση είναι ότι δεν υπάρχουν επιπτώσεις ARCH $H_0 = a_1 = a_2 = \dots = a_p = 0$ η στατιστική ελέγχου είναι

$$LM = T * R^2$$

όπου T είναι το μέγεθος του δείγματος και ο συντελεστής προσδιορισμού R^2 υπολογίζεται από την βοηθητική παλινδρόμηση (3.8) χρησιμοποιώντας τα εκτιμώμενα κατάλοιπα.

iii. Μοντέλα GARCH

Αν το τεστ LM είναι στατιστικά σημαντικό μπορούμε να υπολογίσουμε το μοντέλο ARCH και να εκτιμήσουμε την χρονικά μεταβαλλόμενη αστάθεια h_t από τις προηγούμενες χρονικές στιγμές. Ωστόσο στην πράξη αποδεικνύεται ότι χρειάζεται ένας μεγάλος αριθμός υστερήσεων p και συνεπώς ένας μεγάλος αριθμός παραμέτρων για να έχουμε ένα ικανοποιητικό μοντέλο. Ένα αποδοτικότερο μοντέλο προτάθηκε από τον Bollerslev και αντικαθιστά το μοντέλο στην (3.7) με την παρακάτω διατύπωση:

$$h_t = \gamma + \sum_{i=1}^p a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q b_j h_{t-j} \quad (3.9)$$

όπου οι συντελεστές a_i και b_j είναι θετικοί έτσι ώστε η διακύμανση h_t να είναι πάντα θετική.

Το μοντέλο της (3.9) μαζί με την (3.6) είναι το γενικευμένο ARCH, ή GARCH(p,q) μοντέλο. Όταν $q=0$ το GARCH μοντέλο γίνεται το ARCH(p). Στο μοντέλο GARCH(p,q) η δεσμευόμενη διακύμανση του, εξαρτάται από τα τετράγωνα των καταλοίπων των p προηγούμενων περιόδων καθώς και από την δεσμευόμενη διακύμανση των q προηγούμενων περιόδων.

3.2.8 Αιτιότητα κατά Granger

Η ύπαρξη υψηλής συσχέτισης μεταξύ δύο μεταβλητών δεν αποτελεί σε καμία περίπτωση και απόδειξη ότι υπάρχει μια σχέση αιτιότητας μεταξύ των υπό μελέτη μεταβλητών. Ο Granger (1969) ανέπτυξε την οικονομική έννοια της αιτιότητας γνωστή ως «αιτιότητα κατά Granger» (Granger causality). Γενικά θα λέμε ότι μια μεταβλητή X_t προκαλεί κατά Granger μια άλλη Y_t αν όλη η πρόσφατη και προηγούμενη πληροφορία γύρω από τις τιμές της μεταβλητής X_t βοηθούν στην καλύτερη πρόβλεψη των τιμών της Y_t .

Σύμφωνα με τον Granger, η μεταβλητή X_t δεν προκαλεί την Y_t αν ο μέσος του τετραγώνου του σφάλματος (MSE) της πρόβλεψης της Y_t αν ο μέσος του τετραγώνου του σφάλματος (MSE) της πρόβλεψης της Y_t για s περιόδους στο μέλλον, \widehat{Y}_{t+s} ($s > 0$), με βάση τις ιστορικές τιμές είναι το ίδιο με το MSE της πρόβλεψης της Y_{t-1} που γίνεται με βάση όλη την υπάρχουσα πληροφορία της ίδιας της Y_{t-1} συμπεριλαμβανομένης και όλης της υπάρχουσας πληροφορίας της X_t . Μαθηματικά, αυτό εκφράζεται ως

$$MSE[E(Y_{t+s}|Y_t, Y_{t-1}, \dots)] = MSE[E(Y_{t+s}|Y_t, Y_{t-1}, \dots, X, X_{t-1}, \dots)]$$

Συμπεραίνεται ότι η αιτιότητα ή μη αιτιότητα κατά Granger εξαρτάται από το πόσο σημαντικές ή όχι είναι οι υστερήσεις της X_t στην βελτίωση της προβλεπτικής ικανότητας της Y_t .

3.2.9 Υπόδειγμα VAR και αιτιότητα Granger

Οι έλεγχοι για την ύπαρξη αιτιότητας γίνονται συχνά με τη χρήση υποδειγμάτων VAR. Για λόγους απλότητας, έστω ένα διμεταβλητό VAR υπόδειγμα με δύο υστερήσεις, χωρίς εξωγενείς μεταβλητές, για το σύστημα:

$$X_t = d_1 + a_{11}X_{t-1} + a_{12}X_{t-2} + b_{11}M_{t-1} + b_{12}M_{t-2} + e_{t1} \quad (3.10)$$

$$M_t = d_2 + a_{21}X_{t-1} + a_{22}X_{t-2} + b_{21}M_{t-1} + b_{22}M_{t-2} + e_{t2} \quad (3.11)$$

Θα λέμε πως η μεταβλητή M_t προκαλεί κατά Granger την μεταβλητή X_t αν και μόνο αν οι υστερήσεις M_{t-1} και M_{t-2} της μεταβλητής M_t στην εξίσωση της μεταβλητής X_t είναι στατιστικά σημαντικές. Για να ελεγχθεί αυτό χρειάζεται να εκτιμήσουμε την εξίσωση (3.10) και στην συνέχεια να ελέγξουμε τη στατιστική σημαντικότητα από κοινού των συντελεστών b_{11} και b_{12} στην ίδια εξίσωση. Ομοίως, η ανάλυση δύναται να επεκταθεί για περισσότερες μεταβλητές ή υστερήσεις.

Για τον παραπάνω έλεγχο θα προβούμε σε έλεγχο της υπόθεσης

$$H_0: M_t \text{ δεν προκαλεί τη } X_t \text{ ή } H_0: b_{11} = b_{12} = 0$$

$$H_1: M_t \text{ προκαλεί την } X_t \text{ ή τουλάχιστον ένα από τα } b_{11}, b_{12} \neq 0$$

Ο έλεγχος της H_0 γίνεται με το στατιστικό κριτήριο F.

Αν η τιμή του F που υπολογίζουμε με βάση την παραπάνω εξίσωση είναι μεγαλύτερη από την κριτική τιμή των πινάκων F για επίπεδο σημαντικότητας 5% τότε απορρίπτουμε την μηδενική υπόθεση και συμπεραίνουμε πως οι υστερήσεις της μεταβλητής M_t επηρεάζουν σημαντικά την προβλεπτική ικανότητα της X_t , άρα η M_t προκαλεί κατά Granger την μεταβλητή X_t .

Φυσικά, ενδέχεται να συμβαίνει και το αντίστροφο, δηλαδή να υπάρχει αιτιατότητα από την X_t προς τη M_t . Για αυτό το λόγο απαιτείται και έλεγχος της υπόθεσης

$$H_0: a_{21} = a_{22} = 0 \text{ έναντι } H_1: a_{21} \neq 0 \text{ ή } a_{22} \neq 0$$

Με βάση τους ελέγχους αυτούς μπορούμε να οδηγηθούμε στο συμπέρασμα ύπαρξης μονόδρομης ή αμφίδρομης αιτιότητας. Ακόμη υπάρχει η περίπτωση να μην υπάρχει σχέση αιτιατότητας μεταξύ των δυο μεταβλητών, οπότε συμπεραίνουμε ότι οι μεταβλητές είναι ανεξάρτητες.

3.2.10 Αυτοπαλίνδρομο διανυσματικό υπόδειγμα (Vector Autoregression Model-VAR)

Τα πολυμεταβλητά υποδείγματα χρονολογικών σειρών (multivariate time series) αφορούν τη μελέτη ενός αριθμού μεταβλητών και όχι μεμονωμένα μιας χρονολογικής σειράς. Στην περίπτωση του διανυσματικού αυτοπαλίνδρομου υποδείγματος θεωρούμε το σύνολο των μεταβλητών ως ένα σύστημα εξισώσεων όπου κάθε μεταβλητή εκφράζεται ως συνάρτηση των υστερήσεων της ίδιας καθώς και των υστερήσεων όλων των άλλων μεταβλητών.

Η χρήση του υποδείγματος VAR είναι προτιμότερη όταν δε γνωρίζουμε εκ των προτέρων ποιες μεταβλητές είναι ενδογενείς και ποιες εξωγενείς, οπότε θεωρούμε πως όλες είναι ενδογενείς και μελετούμε τις σχέσεις τους από κοινού. Τα υποδείγματα VAR προτάθηκαν από τον Sims (1980).

Τα υποδείγματα VAR περιγράφουν τη δυναμική εξέλιξη ενός συνόλου μεταβλητών. Όπως αναφέρθηκε, κάθε μεταβλητή περιγράφεται ως συνάρτηση των προηγούμενων τιμών (υστερήσεων) της ίδιας καθώς και των προηγούμενων τιμών όλων των υπολοίπων μεταβλητών του συστήματος. Ο αριθμός των υστερήσεων αποτελεί την τάξη του υποδείγματος και προσδιορίζεται βάσει των δεδομένων και τη συχνότητα τους.

Ας θεωρήσουμε το παράδειγμα ενός διμεταβλητού υποδείγματος μεταξύ των μεταβλητών X_t και M_t των οποίων η συμπεριφορά διέπεται από το σύστημα:

$$X_t = d_1 + a_{11}X_{t-1} + a_{12}X_{t-2} + b_{11}M_{t-1} + b_{12}M_{t-2} + e_{t1}$$

$$M_t = d_2 + a_{21}X_{t-1} + a_{22}X_{t-2} + b_{21}M_{t-1} + b_{22}M_{t-2} + e_{t2}$$

Ο αριθμός των υστερήσεων από κάθε χρονολογική σειρά προσδιορίζει την τάξη του συστήματος, πρόκειται δηλαδή για ένα VAR(2). Αν γράψουμε το σύστημα σε διανυσματική μορφή θα έχουμε:

$$\begin{bmatrix} X_t \\ M_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & \beta_{11} \\ a_{21} & \beta_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{t-1} \\ M_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{12} & \beta_{12} \\ a_{22} & \beta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{t-2} \\ M_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{t1} \\ e_{t2} \end{bmatrix}$$

ή αλλιώς:

$$Y_t = \delta + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + e_t$$

όπου Y_t είναι το διάνυσμα των ενδογενών μεταβλητών τη χρονική στιγμή t , δ είναι το διάνυσμα των σταθερών όρων, $A_i (i = 1,2)$ είναι οι μήτρες των συντελεστών των μεταβλητών χρονικής υστέρησης και e_t το διάνυσμα λευκού θορύβου. Η εξίσωση αυτή είναι ένα υπόδειγμα AR(2) στο διάνυσμα Y_t γι' αυτό και ονομάζεται διανυσματικό αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα δεύτερης τάξης ή VAR(2).

Το υπόδειγμα μπορεί να γενικευθεί ώστε να περιλαμβάνονται περισσότερες μεταβλητές και κάθε μεταβλητή να έχει πάνω από δύο υστερήσεις. Ακόμα μπορεί να περιλαμβάνει και άλλους προσδιοριστικούς παράγοντες πέρα από το διάνυσμα δ των σταθερών. Έτσι, η γενική μορφή του υποδείγματος VAR(p) με k μεταβλητές και p υστερήσεις θα είναι:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + B X_t + e_t$$

Για την ορθή εκτίμηση ενός VAR υποδείγματος θα πρέπει να ικανοποιούνται κάποιες βασικές υποθέσεις για τις μεταβλητές Y_t και για το διάνυσμα e_t . Το διάνυσμα e_t είναι ένα διάνυσμα λευκού θορύβου.

Ουσιαστικά, οι υποθέσεις περί στασιμότητας υποδηλώνουν ότι οι μεταβλητές του VAR συστήματος πρέπει να είναι $I(0)$ και άρα να μην έχουν τάση ή εποχικότητα, ούτε διακυμάνσεις που μεταβάλλονται διαχρονικά. Σε κάθε άλλη περίπτωση, απαιτούνται μετασχηματισμοί των στατιστικών δεδομένων όπως για παράδειγμα λήψη διαφορών πρώτης ή δεύτερης τάξης ώστε οι μεταβλητές να μετατραπούν σε στάσιμες.

3.2.11 Προβλέψεις

Ο βασικός σκοπός της μελέτης των μοντέλων για χρονολογικές σειρές, δηλαδή της εξειδικεύσεως και εκτιμήσεως ενός μοντέλου, όπως του αυτοπαλίνδρομου (AR), του κινητού μέσου (MA), του μεικτού (ARMA), του αυτοπαλίνδρομου ολοκληρωμένου κινητού μέσου (ARIMA)) είναι η διενέργεια προβλέψεων (prediction, forecasting). Με βάση, δηλαδή, το εκτιμώμενο μοντέλο και τις υπάρχουσες πληροφορίες μέχρι την χρονική περίοδο t , να γίνει πρόβλεψη της τιμής της χρονολογικής σειράς στην περίοδο $t+1$, $t+2$ κ.ο.κ.

Όπως και στην ανάλυση του απλού γραμμικού μοντέλου, η καλύτερη πρόβλεψη μιας μελλοντικής τιμής X_f της ερμηνευτικής μεταβλητής Y είναι:

$$\hat{X}_f = \beta_0 + \beta_1 \hat{Y}_f$$

η οποία στην ουσία είναι η εκτίμηση της $E(X_f)$. Η διαφορά εξάλλου

$$f = X_f - \hat{X}_f$$

παριστάνει το σφάλμα πρόβλεψης. Έτσι, και στην περίπτωση των μοντέλων των χρονολογικών σειρών προκύπτουν ανάλογα αποτελέσματα.

Όπως γίνεται αντιληπτό, η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών μιας παρατηρούμενης χρονικής σειράς είναι σημαντικό πρόβλημα για πολλές εφαρμογές. Ο δείκτης και ο όγκος χρηματιστήριου αποτελεί ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα. Επίσης, ο αριθμός των ηλιακών κηλίδων είναι σημαντικό πρόβλημα καθώς επηρεάζει το κλίμα της γης

γι' αυτό και έχει μεγάλη σημασία η πρόβλεψη του αριθμού των ηλιακών κηλίδων για τα επόμενα έτη.

Για να πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη χρησιμοποιούνται οι παρατηρήσεις μέχρι την παρούσα χρονική στιγμή. Θεωρώντας την παρατηρούμενη χρονολογική σειρά $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ από μια στοχαστική διαδικασία $\{X_t\}$, το πρόβλημα που μελετάται, είναι η πρόβλεψη της χρονικής σειράς για k χρονικά βήματα μπροστά από την χρονική στιγμή t , που συμβολίζεται με x_{t+k} . Το σφάλμα πρόβλεψης (prediction error) είναι:

$$e_t = x_{t+k} - x_t(k)$$

Με αναφορά στη στοχαστική διαδικασία (X_t) , η πρόβλεψη $X_t(k)$ είναι η εκτίμηση του στοιχείου X_{t+k} με βάση τα προηγούμενα στοιχεία της χρονοσειράς.

3.3 Μέτρα αξιολόγησης των προβλέψεων

Για την επιλογή της κατάλληλης μεθόδου χρησιμοποιούνται τα κριτήρια αξιολόγησης των μεθόδων προβλέψεων. Τα κριτήρια αυτά βασίζονται στις τιμές των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς.

Για να προσδιορίσουμε την αξιοπιστία μιας συγκεκριμένης μεθόδου πρόβλεψης, θα πρέπει να μελετήσουμε τη διαχρονική συμπεριφορά των τιμών των σφαλμάτων της πρόβλεψης. Αυτό γίνεται με την εφαρμογή διάφορων κριτηρίων, σύμφωνα με τα οποία αξιολογούμε τη χρησιμοποιούμενη μέθοδο πρόβλεψης. Κάθε ένα από τα κριτήρια αυτά ορίζεται από μία συγκεκριμένη συναρτησιακή σχέση των σφαλμάτων της πρόβλεψης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί όχι μόνο για την αξιολόγηση μιας μεθόδου πρόβλεψης αλλά και για την επιλογή της “καλύτερης” μεταξύ δύο ή περισσότερων εναλλακτικών μεθόδων προβλέψεων. Τα κριτήρια αυτά είναι:

- Μέση απόλυτη απόκλιση MAD (Mean Absolute Deviation)

Η μέση απόλυτη απόκλιση ορίζεται ως το άθροισμα των απόλυτων τιμών του σφάλματος της πρόβλεψης διαιρούμενο με τον αριθμό των περιόδων n , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

Το MAD εκφράζει τη μέση τιμή των απόλυτων αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές και έχει τα ακόλουθα χαρακτηριστικά. Πρώτον, η μονάδα μέτρησης του είναι η ίδια με εκείνη των τιμών της χρονοσειράς και έτσι είναι εύκολη η ερμηνεία του. Δεύτερον, στον υπολογισμό του λαμβάνονται υπ' όψιν μόνο οι απόλυτες τιμές των σφαλμάτων και όχι οι πραγματικές τιμές τους. Αυτό σημαίνει ότι το MAD είναι ανεξάρτητο από θετικές ή αρνητικές τιμές του σφάλματος, δηλαδή

είναι ανεξάρτητο από το αν οι τιμές των προβλέψεων είναι μικρότερες (υποεκτίμηση) ή μεγαλύτερες (υπερεκτίμηση) των πραγματικών τιμών. Τρίτον, το MAD βασίζεται στην υπόθεση ότι η σοβαρότητα του σφάλματος ή το κόστος που δημιουργείται από το σφάλμα της πρόβλεψης σχετίζεται γραμμικά με το μέγεθος του σφάλματος.

- Μέσο σφάλμα τετραγώνου MSE (Mean Squared Error)

Το μέσο σφάλμα τετραγώνου ορίζεται ως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών περιόδων n , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$$

Το MSE είναι η μέση τιμή των τετραγώνων των αποκλίσεων των προβλεπόμενων τιμών της χρονοσειράς από τις αντίστοιχες πραγματικές. Η μονάδα μέτρησης του MSE όμως είναι εκφρασμένη στη μονάδα μέτρησης των τιμών των παρατηρήσεων υψωμένη όμως στο τετράγωνο. Για το λόγο αυτό, μερικές φορές χρησιμοποιούμε τη θετική τιμή της τετραγωνικής του ρίζας, που ονομάζεται τετραγωνική ρίζα μέσου σφάλματος τετραγώνου RMSE (Root Mean Squared Error) δηλαδή είναι:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

Το RMSE εκφράζεται στην ίδια μονάδα μέτρησης με εκείνη των τιμών της χρονοσειράς.

Η ύπαρξη προβλέψεων που απέχουν πολύ από τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές γίνεται πολύ περισσότερο αισθητή με το κριτήριο MSE από ότι με το κριτήριο MAD, επειδή οι τιμές των σφαλμάτων της πρόβλεψης υψώνονται στο τετράγωνο. Συνεπώς το κριτήριο MSE είναι στατιστικά περισσότερο αξιόπιστο από το κριτήριο MAD και χρησιμοποιείται συχνότερα για την επιλογή της 'κατάλληλης' μεθόδου πρόβλεψης.

- Μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα εξετάζει τη συμπεριφορά της απόλυτης τιμής του σφάλματος της πρόβλεψης σε σχέση με την πραγματική τιμή της χρονοσειράς. Το MAPE ορίζεται ως το άθροισμα των απόλυτων τιμών των σφαλμάτων της πρόβλεψης προς τις αντίστοιχες πραγματικές τιμές της χρονοσειράς διαιρούμενο με τον αριθμό των χρονικών περιόδων n , στις οποίες έγιναν προβλέψεις, δηλαδή:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{Y_t}$$

Το κριτήριο αυτό είναι απαλλαγμένο από μονάδες μέτρησης και το χρησιμοποιούμε για να συγκρίνουμε την ακρίβεια μιας ή περισσότερων μεθόδων προβλέψεων και για περισσότερες από μια χρονοσειρές.

- Μέσο ποσοστιαίο σφάλμα MPE (Mean Percentage Error)

Το μέσο ποσοστιαίο σφάλμα το χρησιμοποιούμε όταν ενδιαφερόμαστε να προσδιορίσουμε αν η μέθοδος πρόβλεψης είναι μεροληπτική, δηλαδή αν οι προβλεπόμενες τιμές είναι συστηματικά μεγαλύτερες ή μικρότερες από τις αντίστοιχες πραγματικές.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{Y_t}$$

Αναμφισβήτητα όσο πιο κοντά στο μηδέν είναι η τιμή του MPE, τόσο πιο αμεροληπτική και καλή είναι η μέθοδος πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε. Αντίθετα, μεγάλες απόλυτες τιμές του MPE φανερώνουν μεγάλη μεροληψία της μεθόδου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Παρουσίαση Δεδομένων-Ντετερμινιστικά Μοντέλα

4.1 Παρουσίαση Δεδομένων

4.1.1 Γενικά

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο της μελέτης παρουσιάζονται τα δεδομένα που σχετίζονται με την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην ελληνική επικράτεια. Τα δεδομένα αυτά είναι οι βασικές πληροφορίες (ανεξάρτητες μεταβλητές) που εισάγονται στο μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο μοντέλο. για αυτόν το λόγο η παρουσίαση και ανάλυση τους είναι καθοριστική στην κατανόηση των αποτελεσμάτων.

Όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενα κεφάλαια, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας αφορά ένα βασικό αγαθό για την οικονομία, άρρηκτα συνδεδεμένο με πολλούς διαφορετικούς τομείς της κοινωνίας. Γι τον λόγο αυτό, παρατηρείται βιβλιογραφικά πληθώρα απόψεων όσον αφορά τους βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Στην παρούσα μελέτη, με βάση τα αποτελέσματα της προκαταρκτικής ανάλυσης της αγοράς, οι παράγοντες που επηρεάζουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας αφορούν οικονομικά μεγέθη(ΑΕΠ, δείκτης τιμών καταναλωτή), εξέλιξη δημογραφικών στοιχείων (πληθυσμός, ανεργία) καθώς και την επίδραση των καιρικών φαινομένων (θερμοημέρες και ψυχροημέρες).

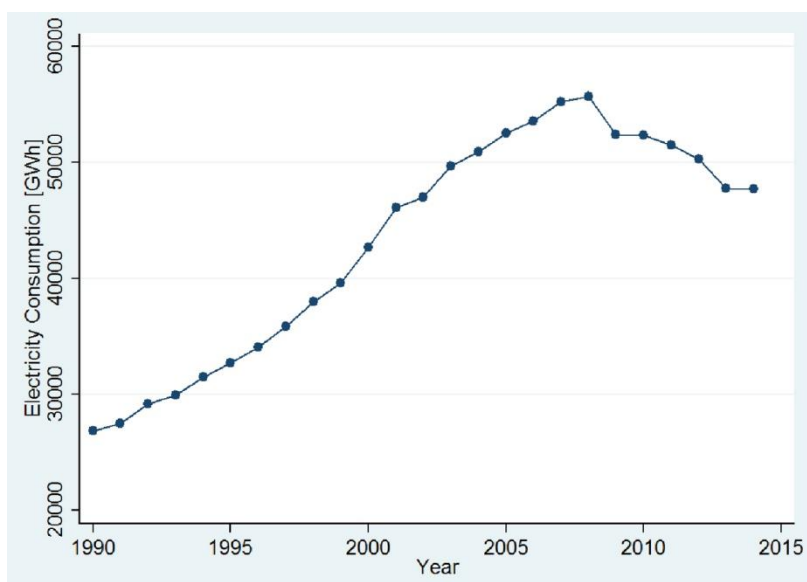
Μια από τις σημαντικότερες προσφορές της μελέτης συνίσταται στην σύγκριση των μακροπρόθεσμων και μεσοπρόθεσμων παραγόντων. Με στόχο την αντικειμενική παράθεση των δεδομένων, η μελέτη επιχείρησε να εντοπίσει μεταβλητές εκφρασμένες τόσο σε μηνιαία (μεσοπρόθεσμο μοντέλο) όσο και σε ετήσια βάση (μακροπρόθεσμο μοντέλο). Επί παραδείγματι, η ανάλυση των καιρικών φαινομένων εκπορεύεται τόσο για το μακροπρόθεσμο όσο και για το μεσοπρόθεσμο μοντέλο από την ίδια στατιστική βάση. Αντιθέτως, διάφοροι οικονομικοί στατιστικοί δείκτες, όπως ο δείκτης εργασιών στην βιομηχανία, δεν παρέχουν ταυτόσημη πληροφορία για το μηνιαίο και ετήσιο μοντέλο. Σε κάθε περίπτωση, επιχειρήθηκε να εκφραστούν κι στις δυο μελέτες της αγοράς οι ίδιοι παράγοντες που επιδρούν στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας.

Η δομή των επόμενων κεφαλαίων είναι η ακόλουθη: αρχικά παρουσιάζονται και αναλύονται οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για την μακροπρόθεσμη ανάλυση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας (ετήσια δεδομένα από το 1990 έως το 2014). Ιδιαίτερη αναφορά πραγματοποιείται στις μεταβλητές που μοντελοποιούν την επίδραση του καιρού, ώστε ο αναγνώστης να λάβει μια ξεκάθαρη εικόνα για τους λόγους επιλογής της συγκεκριμένης μεθοδολογίας. Στην συνέχεια, έχοντας ανάλυση την εξέλιξη των μεγεθών και για λόγους αποφυγής επαναλήψεων, παρουσιάζουμε συνοπτικά τα δεδομένα που εισάγονται για την μεσοπρόθεσμη ανάλυση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας (μηνιαία στοιχεία για το διάστημα 2000-2014).

4.1.2 Παρουσίαση μεταβλητών μακροπρόθεσμου μοντέλου

I. Ζήτηση Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στο Σχήμα 4.1 απεικονίζεται η εξέλιξη της Συνολικής Ζήτησης Ηλεκτρικής Ενέργειας του Συστήματος (έχει αφαιρεθεί το φορτίο άντλησης, συμπεριλαμβάνεται όμως η διεσπαρμένη παραγωγή) από το 1990 έως το 2014. Την περίοδο 1990-2008 υπήρξε συνεχής αύξηση της συνολικής καθαρής ζήτησης. Την τελευταία πενταετία, ως επακόλουθο της οικονομικής κρίσης, παρατηρείται συνεχής μείωση.

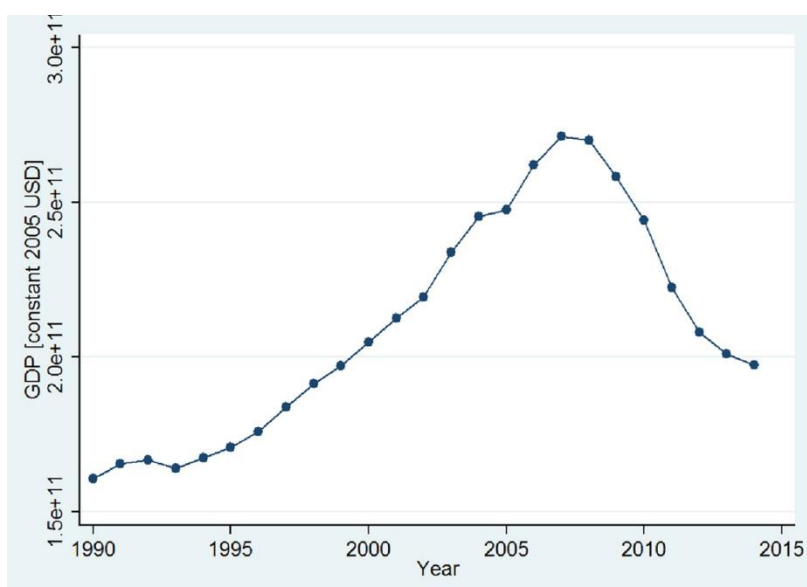


Διάγραμμα 4.1 : Εξέλιξης της ετήσιας ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας

Την δεκαετία του 1990 ο μέσος ετήσιος αριθμός αύξησης της συνολικής ζήτησης ήταν 4,42% , ενώ το διάστημα 2000-2008 ο ρυθμός αυτός μειώνεται σημαντικά στο 3,1%. Το 2008 σημειώνεται η υψηλότερη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στις 55,6 TWh, αλλά από την επόμενη χρονιά παρατηρείται διαρκείς πτώση της ζήτησης άμεσα συνυφασμένη με τις επιπτώσεις της οικονομικής κρίσης. Κατά την περίοδο 2009-2014, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας συρρικνώνεται με μέσω ρυθμό περίπου 2,05%. Το 2014 η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας διαμορφώθηκε στις 47,7 TWh τιμή παρόμοια με τα επίπεδα του 2001. Όπως θα γίνει εμφανές μέσω των επόμενων διαγραμμάτων η συρρίκνωση αυτή έρχεται σε συμφωνία με αρκετά οικονομικά μεγέθη και κυρίως το ΑΕΠ.

II. Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν [ΑΕΠ]

Η εξέλιξη του ΑΕΠ υπήρξε σταθερή κατά την περίοδο 1990-2008 με ετήσιους ρυθμούς αύξησης να κυμαίνονται από 2 έως 6,5%. Σε αντίθεση με την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, η χώρα αναπτύχθηκε πιο αργά την δεκαετία του 1990 με μέσο ετήσιο ρυθμό στο 2,32%, καθώς για την περίοδο 200-2008 η προαναφερθείσα ποσότητα διαμορφώθηκε στο 3,58%. Ενδιαφέρον παρόλα αυτά παρουσιάζει το γεγονός ότι από τις απαρχές της οικονομικής κρίσης, η ελληνική οικονομία συμπιέζεται με μέσο ρυθμό 4,41% , ενώ η σημαντικότερη μείωση καταγράφεται μεταξύ των ετών 2010 και 2011 στο 8,85%.

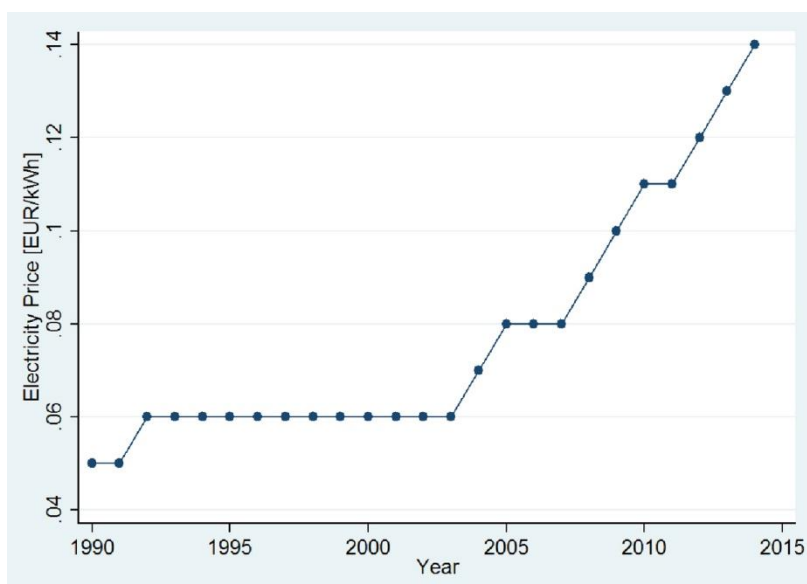


Διάγραμμα 4.2 : Ετήσια εξέλιξη του ΑΕΠ

Το 2014 το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν διαμορφώθηκε στα 197 δισεκατομμύρια δολάρια [τιμές 2005], στα επίπεδα δηλαδή του 1999. Παρατηρούμε λοιπόν, ότι παρότι και τα δυο μεγέθη, ΑΕΠ και ζήτηση κατέγραψαν σημαντική μείωση κατά την περίοδο της κρίσης, η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας δεν μειώθηκε με τον ίδιο ρυθμό. Το γεγονός μπορεί να εξηγηθεί λαμβάνοντας υπόψη την αναγκαιότητα του ηλεκτρισμού ως βασικό αγαθό αλλά και τις παράλληλες αυξήσεις σε υποκατάστατα αγαθά όπως το πετρέλαιο θέρμανσης και το φυσικό αέριο.

III. Τιμή Ηλεκτρικής Ενέργειας

Στο Διάγραμμα 4.3 απεικονίζεται η εξέλιξη της μέσης τιμής της ηλεκτρικής ενέργειας για το διάστημα 1990-2014. Καθώς υπάρχουν διάφορες διακυμάνσεις της τιμής ανάλογα με την φύση του καταναλωτή [οικιακός, εμπορικός και βιομηχανικός] η τιμή που απεικονίζεται προέκυψε μέσω στάθμισης με βάρη των τιμών των τριών κατηγοριών ανάλογα με την συμμετοχή τους στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας.



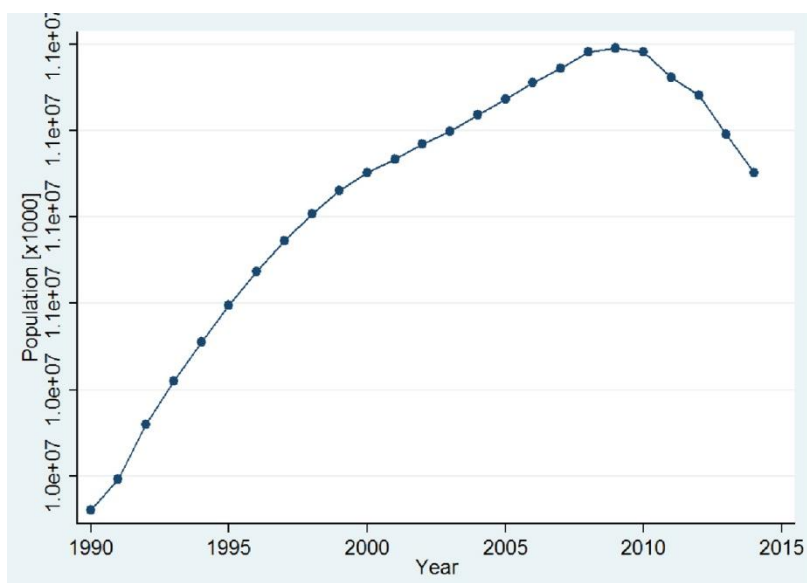
Διάγραμμα 4.3: Μέση ετήσια τιμή ηλεκτρικής ενέργειας

Η εξέλιξη της τιμής ηλεκτρικής ενέργειας, μπορεί να χωριστεί σε τρεις περιόδους

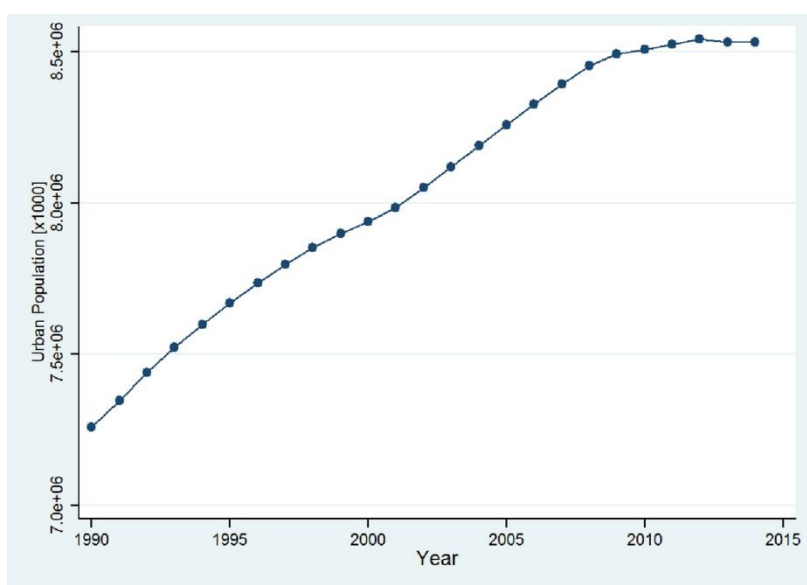
- 1990-2003 : Η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας κυμαίνεται περίπου στα 0,06 Ευρώ ανά kWh με μικρές αυξήσεις (μέσος ρυθμός αύξησης 2%).
- 2004-2008: Παρατηρούνται σημαντικές αυξήσεις την πρώτη διετία [αύξηση 8 και 11% αντίστοιχα], ενώ στην συνέχεια η τιμή συνεχίζει να αυξάνεται με ρυθμό μικρότερο του 2%.
- 2008-2014: Η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας ξεπερνά το 0,10 Ευρώ ανά kWh και αυξάνεται σημαντικά με μέσο ρυθμό περίπου στο 8,5%.

IV. Πληθυσμός και αστικοποίηση

Τα βασικά πληθυσμιακά κριτήρια που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα αναφέρονται στο συνολικό μέγεθος του πληθυσμού και το επίπεδο αστικοποίησης. Και τα δυο μεγέθη εμφανίζουν σταθερότητα στους ρυθμούς ανάπτυξής τους και έλλειψη έντονων διακυμάνσεων κατά την περίοδο της οικονομικής κρίσης. Ο συνολικός πληθυσμός φαίνεται να μειώνεται με μικρό σταθερό ρυθμό της τάξης του 0,4% από τις απαρχές της οικονομικής κρίσης. Αντίθετα, η αστικοποίηση αυξάνεται το διάστημα 1990-2008 ενώ ο ρυθμός απλώς μειώνεται κατά την περίοδο 2008-2014.



Διάγραμμα 4.4 : Ετήσια εξέλιξη του συνολικού πληθυσμού

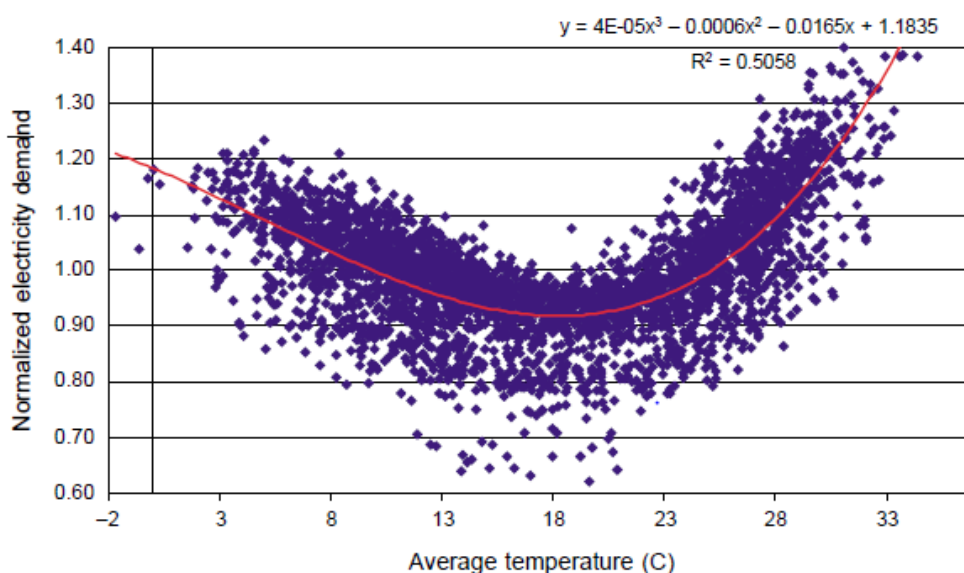


Διάγραμμα 4.5: Βαθμός αστικοποίησης

V. Επίδραση Καιρικών φαινομένων

a. Θερμοημέρες και ψυχροημέρες- εισαγωγή

Η επίδραση των μετεωρολογικών φαινομένων στο φορτίο ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί ίσως ένα από τα δυσκολότερα βήματα στην κατασκευή ενός ορθού εμπειρικού μοντέλου ζήτησης. Αφενός, η έντονη μεταβλητότητα των τιμών καθιστούν τις συγκεκριμένες μετεωρολογικές μεταβλητές αρκετά δύσκολες στον χειρισμό καθώς ακραία καιρικά φαινόμενα ενδέχεται να έχουν ξεχωριστή επίδραση στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας. Αφετέρου, παρατηρείται μια μη γραμμική σχέση μεταξύ θερμοκρασίας και ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή η μη γραμμικότητα εντοπίζεται τόσο σε περιόδους αύξησης όσο και σε περιόδους μείωσης της θερμοκρασίας. Όπως παρατηρούμε και από το διάγραμμα 4.6 κατά την διάρκεια του καλοκαιριού μια αύξηση της μέσης ημερήσιας θερμοκρασίας κατά 1 °C (από 24 σε 25 °C) θα οδηγήσει σε μια αύξηση περίπου 2,6% στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Κατά την διάρκεια του χειμώνα όμως, η ευαισθησία της ζήτησης είναι μικρότερη καθώς μια μέση πτώση 1 °C, θα οδηγήσει σε αύξηση περίπου 1.1% της κατανάλωσης. Αυτή η διαφοροποίηση, εξηγείται κυρίως από το γεγονός ότι οι καταναλωτές έχουν ποικιλία επιλογών για θέρμανση τον χειμώνα, ενώ πρακτικά μόνο τον ηλεκτρισμό ως μέσο ψύξης για το καλοκαίρι. Για την αντιμετώπιση της μη γραμμικής σχέσης μεταξύ θερμοκρασίας και ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, η πλειοψηφία των μελετών, εισάγει δυο βοηθητικές μεταβλητές, τις θερμοημέρες (HeatingDegreeDays-HDD) και τις ψυχροημέρες (CoolingDegreeDays-CDD).



Διάγραμμα 4.6 : Εξέλιξη της κανονικοποιημένης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε σχέση με την θερμοκρασία. (Πηγή Mirasgediset.al[70])

Οι θερμοημέρες ορίζονται σε σχέση με μια θερμοκρασία αναφοράς πέραν της οποίας ένα κτίριο θεωρείται ότι χρειάζεται θέρμανση. Πρακτικά μας δείχνει «πόσο κρύο» σε σχέση με μια σταθερή θερμοκρασία παρατηρήθηκε μια συγκεκριμένη ημέρα. Η θερμοκρασία αναφοράς ποικίλει ανάλογα με την υπό εξέταση χώρα ενώ βιβλιογραφικά προτείνονται διαφορετικές θερμοκρασίες ακόμη κι για την ίδια χώρα. [Αντίστοιχα για ψυχοημέρες].

Μαθηματικά οι HDD και CDD ορίζονται ως:

$$HDD_t = \max(T_{ref} - T_t, 0)$$

$$CDD_t = \max(T_t - T_{ref}, 0)$$

Όπου T_t είναι η μέση θερμοκρασία για την ημέρα t και T_{ref} είναι η θερμοκρασία αναφοράς.

Ομοίως, ο συνολικός αριθμός των βαθμοημερών θέρμανσης και ψύξης $MHDD_t$ και $MCDD_t$ για τον μήνα t υπολογίζεται από τις καθημερινές θερμοημέρες και ψυχοημέρες βάσει των ακόλουθων εξισώσεων:

$$MHDD_t = \max\left(\sum_{i=1}^m HDD_{t,i} - \sum_{i=1}^m CDD_{t,i}, 0\right)$$

$$MCDD_t = \max\left(\sum_{i=1}^m CDD_{t,i} - \sum_{i=1}^m HDD_{t,i}, 0\right)$$

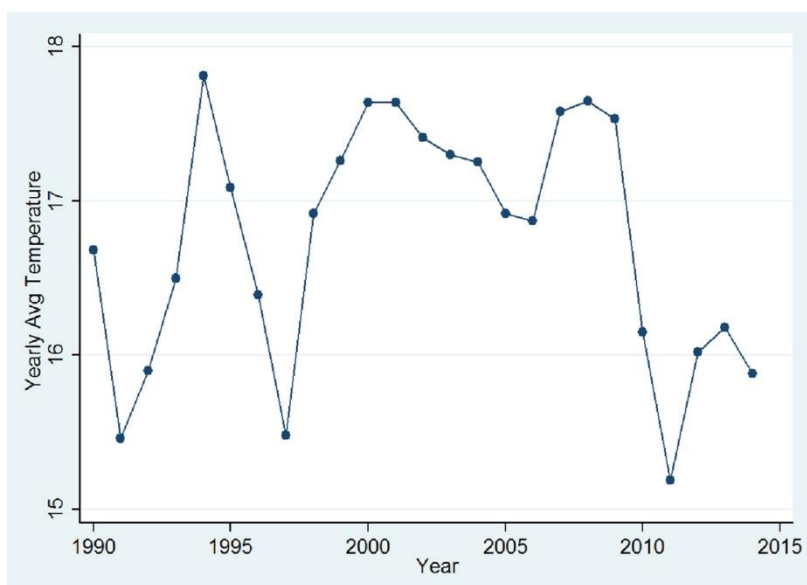
Όπου m ο αριθμός των ημερών του μήνα t .

Τέλος, ετήσιες τιμές βαθμοημερών θέρμανσης και ψύξης προκύπτουν μέσω σταθμισμένων μέσων όρων των παραπάνω μηνιαίων τιμών.

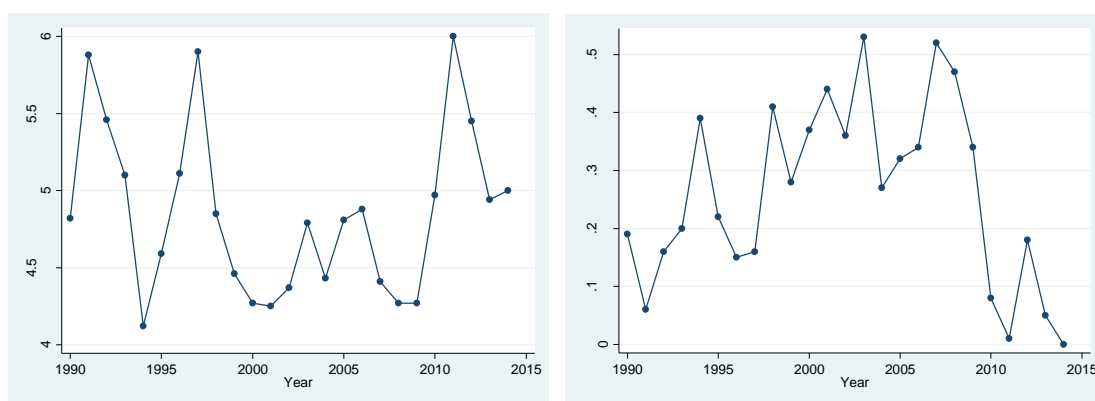
Σημαντικό σημείο στην σωστή διαμόρφωση του μοντέλου, αποτελεί η ορθή επιλογή θερμοκρασιών αναφοράς. Αρκετοί ερευνητές επιλέγουν κοινή θερμοκρασία αναφοράς για τις ψυχοημέρες και τις θερμοημέρες ενώ η τιμή της επιλέγεται ως η θερμοκρασία όπου η συνάρτηση θερμοκρασίας- ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ελαχιστοποιείται [η θερμοκρασία η οποία επιδρά το ελάχιστο στην ζήτηση]. Για την παρούσα μελέτη, δοκιμάστηκαν διάφορες θερμοκρασίες αναφοράς, ενώ τελικά επιλέγεται η τιμή των 20°C ως θερμοκρασία αναφοράς για τις θερμοημέρες και η τιμή των 25°C ως θερμοκρασία αναφοράς για τις ψυχοημέρες.

b. Παρουσίαση δεδομένων

Στην παρούσα μελέτη για την εφαρμογή της προαναφερθείσας μεθόδου λαμβάνονται θερμοκρασιακά δεδομένα από την Εθνική Μετεωρολογική Υπηρεσία (ΕΜΥ). Πιο συγκεκριμένα, έχουν ληφθεί τριώρες παρατηρήσεις για το χρονικό διάστημα 2000 έως 2014 από μετεωρολογικούς σταθμούς σε Αθήνα (Ελληνικό), Θεσσαλονίκη(Αεροδρόμιο Μακεδονία), Κρήτη (Αεροδρόμιο Ηρακλείου) και Λάρισα.



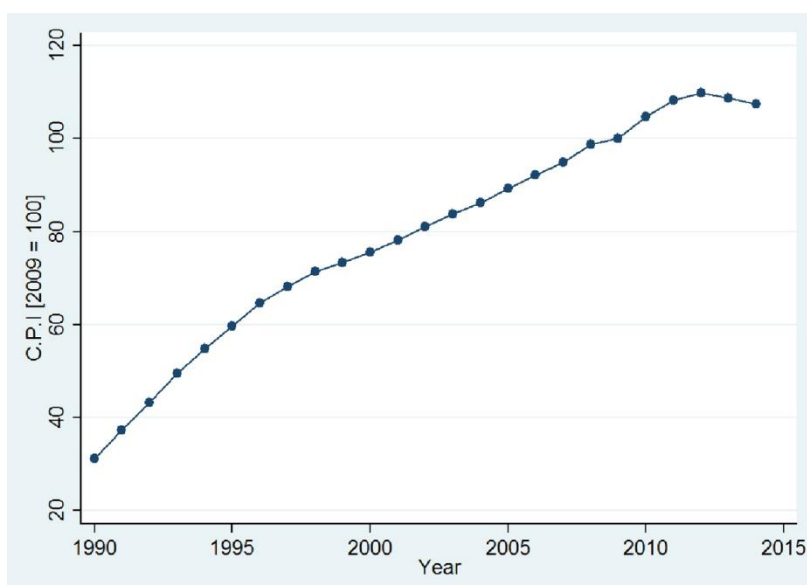
Διάγραμμα 4.7: Εξέλιξη της μέσης ετήσιας θερμοκρασίας



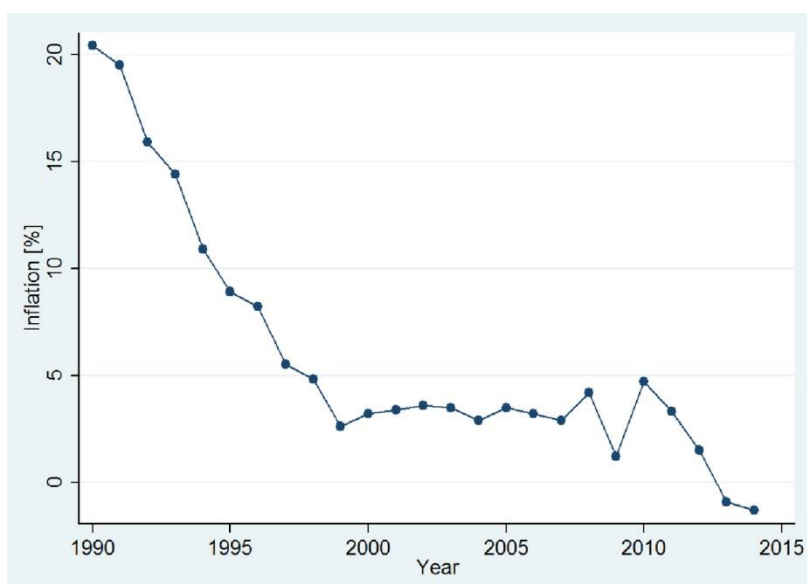
Διάγραμμα 4.8/4.9: Ετήσια διαμόρφωση των θερμοημερών και ψυχοημερών.

VI. Δείκτης Τιμών Καταναλωτή και Πληθωρισμός

Στο διάγραμμα 4.10 παρουσιάζεται η εξέλιξη του Δείκτη Τιμών Καταναλωτή για την περίοδο 1990-2014. Η ποσοστιαία μεταβολή του κατ'έτος αντικατοπτρίζει το επίπεδο πληθωρισμού που απεικονίζονται στο διπλανό διάγραμμα. Για την παρούσα μελέτη η μεταβλητή του Δείκτη Τιμών Καταναλωτή επιλέγεται να αντιπροσωπεύει την μεταβολή του κόστους ζωής για την περίοδο 1990-2014. Ο πληθωρισμός λαμβάνει υψηλές τιμές κατά την δεκαετία του 1990, ενώ σταθεροποιείται στα επίπεδα του 3% την περίοδο 2000-2008. Το 2012 ο πληθωρισμός διαμορφώνεται στο 1,5% ενώ την τελευταία διετία καταγράφονται αρνητικές τιμές (αποπληθωρισμός).



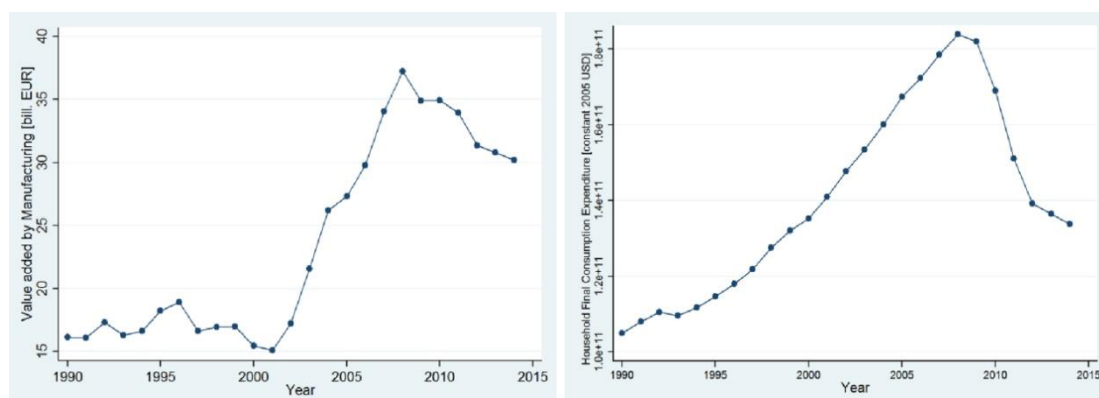
Διάγραμμα 4.10: Δείκτης Τιμών Καταναλωτή



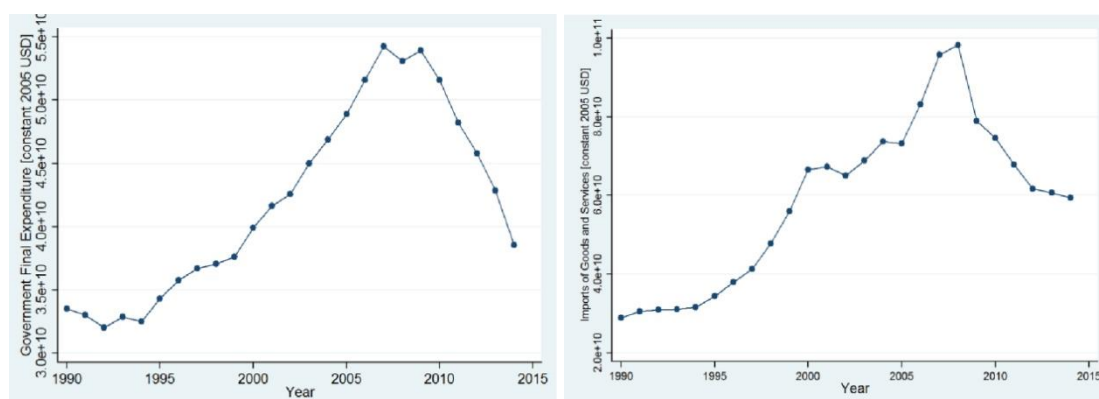
Διάγραμμα 4.11 : Πληθωρισμός

VII. Οικονομικοί δείκτες

Στο τελευταίο εδάφιο της παρουσίασης των μακροπρόθεσμων ανεξάρτητων μεταβλητών συνοψίζουμε βασικούς οικονομικούς δείκτες οι οποίοι αντικατοπτρίζουν τέσσερις πυλώνες της ελληνικής οικονομίας καθώς και βασικές κατηγορίες καταναλωτών ηλεκτρικής ενέργειας. Τα διαγράμματα 4.12 έως 4.15 παρουσιάζουν την εξέλιξη των κυβερνητικών εξόδων, την προστιθέμενη αξία από την βιομηχανία, τις εισαγωγές προϊόντων και υπηρεσιών και τέλος τα συνολικά ετήσια έξοδα των ελληνικών νοικοκυριών. Μέσω αυτών των δεικτών, αποσκοπούμε στην διάτμηση της επίδρασης της οικονομίας στην ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στους τρεις βασικούς καταναλωτές της : οικιακοί, βιομηχανικοί και εμπορικοί πελάτες. Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι σημαντικότερες μεταβολές καταγράφονται στον τομέα των εισαγωγών, όπου ενώ την δεκαετία του 1990 παρατηρείται υψηλή αύξηση με μέσο ρυθμό 7.75%, η συρρίκνωση κατά την περίοδο της κρίσης πραγματοποιείται με ρυθμό τριπλάσιο από τον αντίστοιχο της ηλεκτρικής ενέργειας (6.35%). Τέλος, ο τομέας όπου επηρεάστηκε λιγότερο από την οικονομική κρίση είναι η βιομηχανία με μείωση της τάξης του 1.5% κατ'έτος.



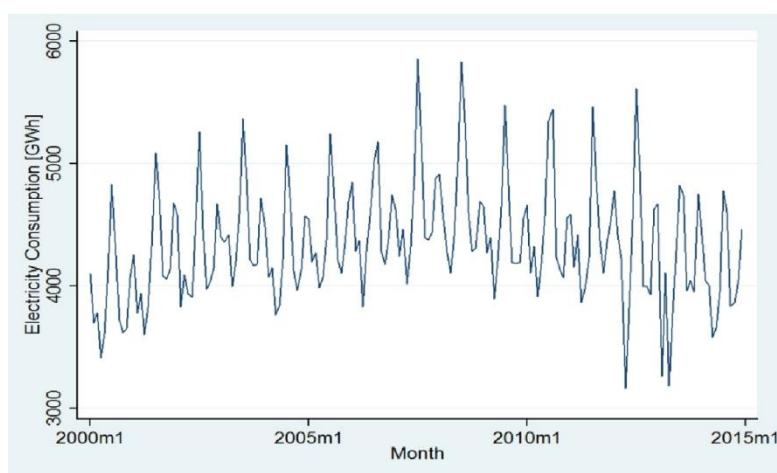
Διάγραμμα 4.12/4.13: Προστιθέμενη αξία από την Βιομηχανία / Συνολικά ετήσια έξοδα νοικοκυριών



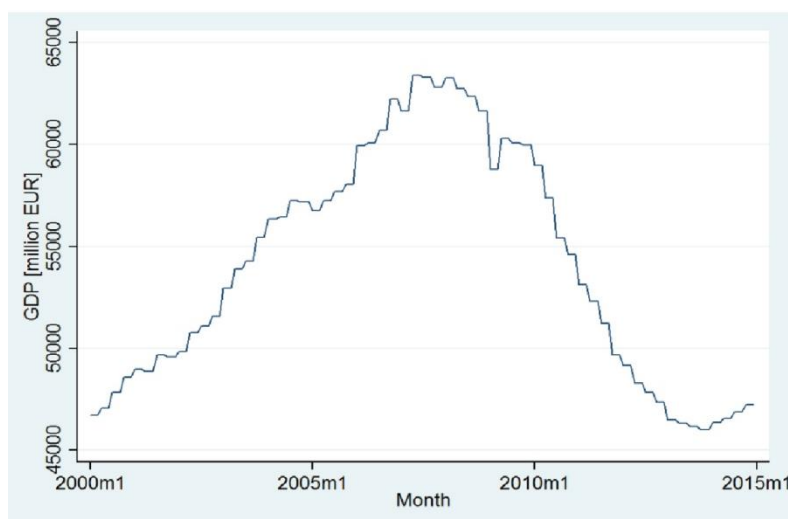
Διάγραμμα 4.14/4.15: Κυβερνητικά έξοδα / Εισαγωγές αγαθών και υπηρεσιών

4.1.3 Παρουσίαση μεταβλητών μεσοπρόθεσμου μοντέλου

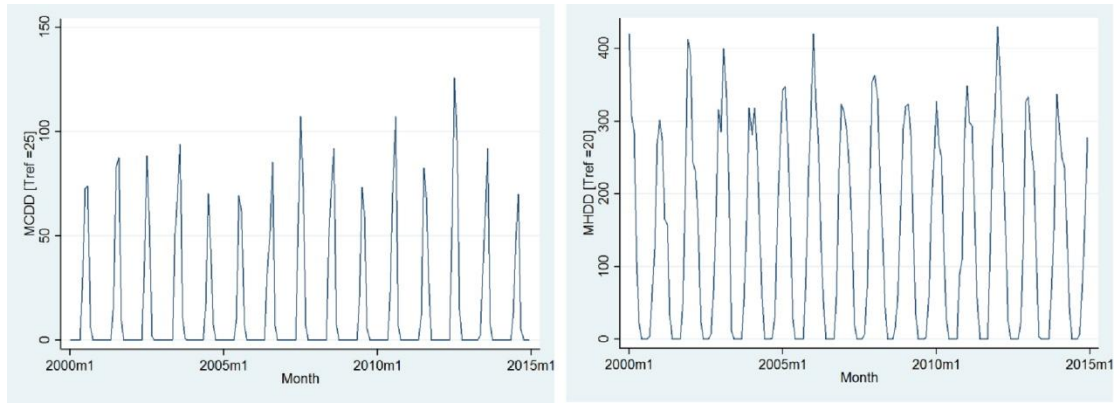
Παρακάτω παρουσιάζονται συνοπτικά οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν για το μεσοπρόθεσμο μοντέλο. Τα στοιχεία αφορούν στο διάστημα 2000-2014, ενώ η σημαντικότερη διαφοροποίηση συνίσταται στην εμφάνιση του φαινομένου της εποχικότητας. Τόσο η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας, αλλά και τα υπόλοιπα βασικά οικονομικά μεγέθη (ΑΕΠ, Δείκτης Τιμών Καταναλωτή) εμφανίζουν έντονη εποχικότητα, η οποία σχετίζεται άμεσα με την έντονη ανάπτυξη του τουρισμού κατά τους θερινούς μήνες. Εξαιρουμένης αυτής της διαφοροποίησης, τα μεγέθη εμφανίζουν την ίδια συμπεριφορά με αυτή που αναλύθηκε στα δεδομένα για το μακροπρόθεσμο μοντέλο. Στην παρούσα μορφή όμως, γίνεται ακόμα πιο εμφανής η επίδραση της οικονομικής κρίσης, καθώς βασικά οικονομικά μεγέθη τα οποία παρουσιάζουν έντονη θετική τάση μέχρι και το 2008 επιστρέφουν σταδιακά σε επίπεδα του 2000 (βλέπε διάγραμμα 4.16 και 4.17).



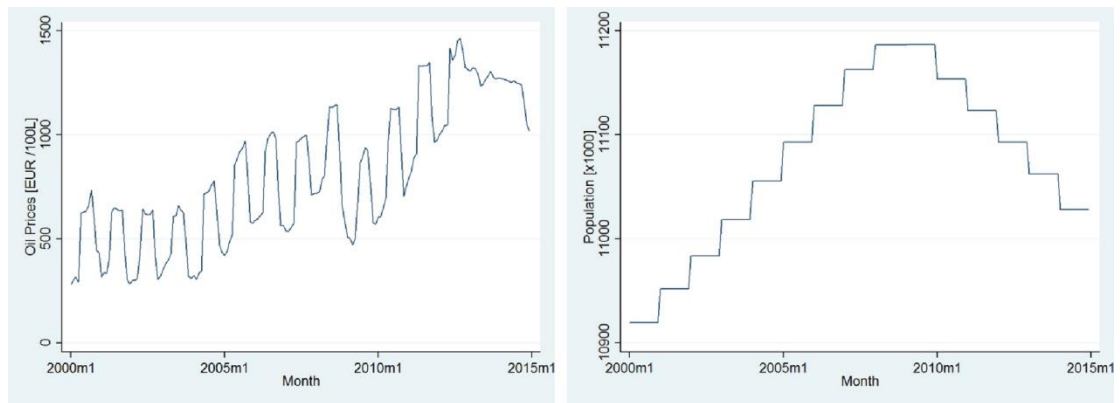
Διάγραμμα 4.16 :Μηνιαία εξέλιξη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας



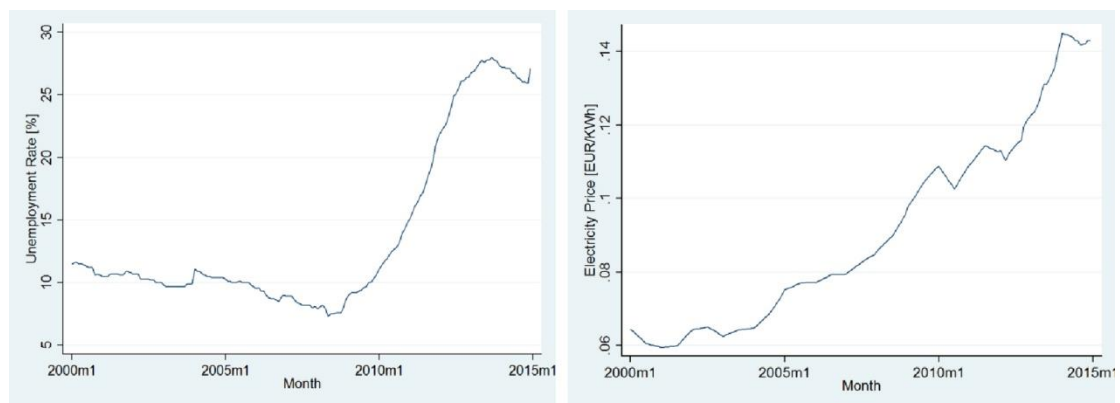
Διάγραμμα 4.17 :Τριμηνιαία εξέλιξη του Α.Ε.Π.(εκατ. Ευρώ)



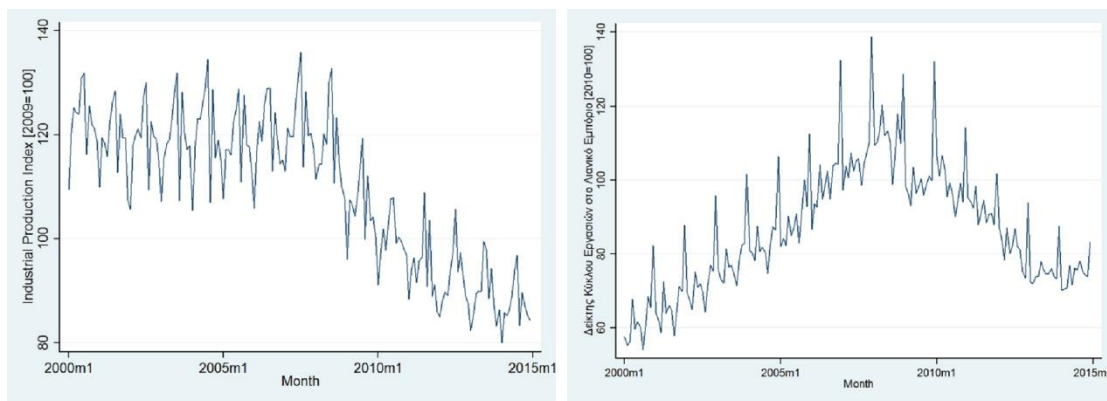
Διάγραμμα 4.18/4.19: Μηνιαία εξέλιξη θερμοημερών/ ψυχοημερών



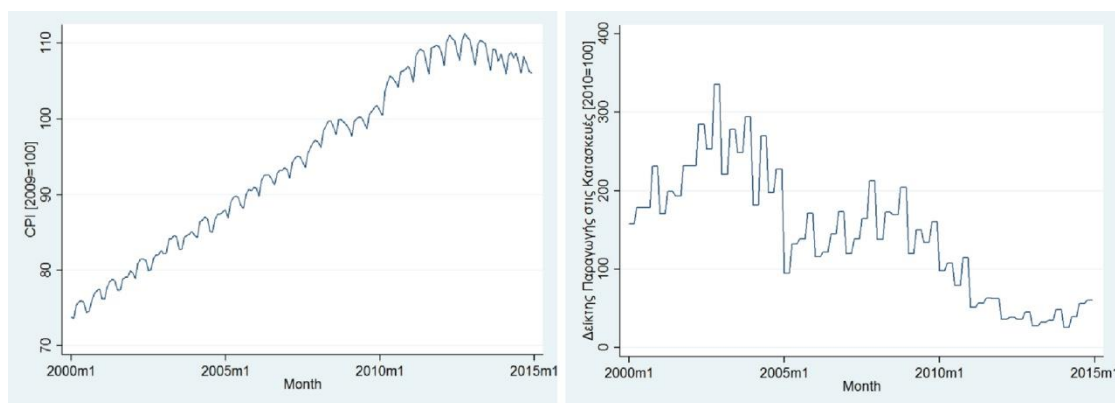
Διάγραμμα 4.20/4.21: Τιμή Πετρελαίου θέρμανσης / πληθυσμός



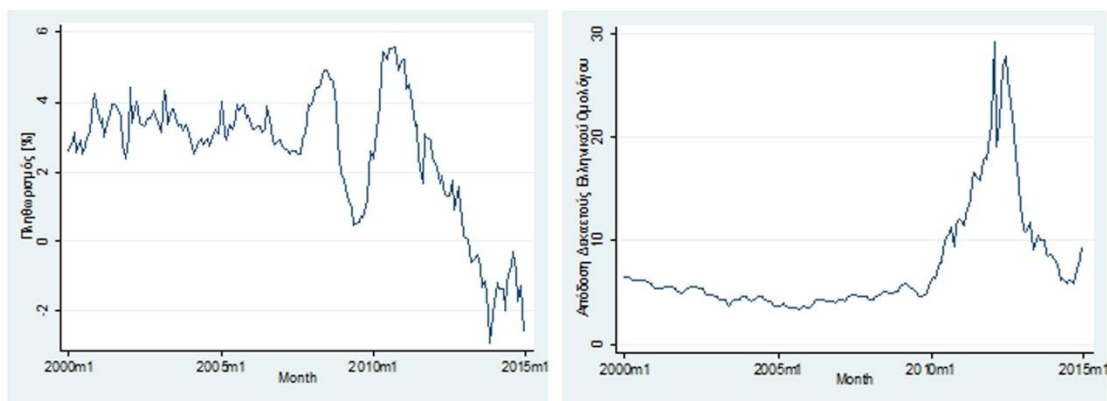
Διάγραμμα 4.22/4.23: Ανεργία / Τιμή Ηλεκτρικής Ενέργεια



Διάγραμμα 4.24/4.25: Δείκτης Βιομηχανικής Παραγωγής / Δείκτης Κύκλου Εργασιών στο Λιανικό εμπόριο



Διάγραμμα 4.26/4.27: Δείκτης τιμών καταναλωτή / Δείκτης Παραγωγής στις Κατασκευές



Διάγραμμα 4.28/4.29: Πληθωρισμός / Απόδοση Δεκαετούς Ομολόγου

4.2 Μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης

4.2.1 Γενικά

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας την μέθοδο της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης τόσο μακροπρόθεσμα όσο και μεσοπρόθεσμα. Στηριζόμενοι στην βιβλιογραφία, η οποία αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 2 αλλά και στις αρχές της γραμμικής παλινδρόμησης (κεφάλαιο 3.1) δημιουργούνται δυο λογαριθμικά υποδείγματα για την μοντελοποίησης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στο ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα. Για την προσομοίωση της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό πακέτο STATA ενώ το τελικό μοντέλο το οποίο παρουσιάζεται προέκυψε ύστερα από κατάλληλους στατιστικούς ελέγχους. Κατά την ανάλυση, λαμβάνονται υπόψη όλοι οι προσδιοριστικοί παράγοντες που παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 4.1.

Παρόλα αυτά, όπως αναλύθηκε και στο κεφάλαιο 3.1, σκοπός της στατιστικής ανάλυσης είναι η δημιουργία ενός γραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης το οποίο είναι ικανό να εξηγήσει το μέγιστο ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής μέσω ενός απλού μοντέλου. Κατά την επιλογή του τελικού μοντέλου, ο ερευνητής καλείται να επιλέξει εκείνο το οποίο απαντά θετικά στα παρακάτω ερωτήματα:

1. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι στατιστικά σημαντικές ;
2. Το μοντέλο ερμηνεύει την μέγιστη δυνατή διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής ;
3. Το μοντέλο ικανοποιεί όλες τις προϋποθέσεις χρήσης του;

Για να απαντήσουμε στο πρώτο ερώτημα, ελέγχουμε τις τιμές του στατιστικού t για την κάθε μεταβλητή (κεφάλαιο 3.1.4). Στην πράξη, η διαδικασία αυτή αυτοματοποιείται μέσω το στατιστικού προγράμματος το οποίο κατά την εισαγωγή των μεταβλητών, «κρατάει» εκείνες οι οποίες είναι στατιστικά σημαντικές.

Η απάντηση στο δεύτερο ερώτημα προκύπτει από την εξέταση του προσαρμοσμένου συντελεστή προσδιορισμού (R-adjusted). Όσο πιο κοντά είναι η τιμή του συντελεστή στην μονάδα τόσο καλύτερο είναι το μοντέλο.

Τέλος, η δυσκολία στην χρήση του γραμμικού μοντέλου παλινδρόμησης προκύπτει από την ορθή απάντηση στο τρίτο ερώτημα. Για την παραγωγή προβλέψεων μέσω ενός μοντέλου πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης αλλά κι την γενικότερη εξαγωγή αποτελεσμάτων, οφείλουμε να εξασφαλίσουμε την ικανοποίηση όλων των προϋποθέσεων χρήσης του. Οι προϋποθέσεις αυτές αναλυθήκαν λεπτομερώς στο κεφάλαιο 3.1.5 και αφορούν την κανονικότητα, την ομοσκεδαστικότητα, την γραμμικότητα και την ανεξαρτησία των σφαλμάτων

Σε περίπτωση που κάποια από τις παραπάνω προϋποθέσεις δεν ικανοποιείται το μοντέλο απορρίπτεται και πρέπει να εξεταστούν είτε κατάλληλοι μετασχηματισμοί στα δεδομένα (πρώτες διαφορές, λογάριθμοι) είτε διαφορετικοί προσδιοριστικοί παράγοντες (ανεξάρτητες μεταβλητές).

Εφόσον έχουμε κατοχυρώσει την ορθότητα του μοντέλου, μπορούμε να παράγουμε προβλέψεις καθώς και να εξετάσουμε την σχέση των ανεξάρτητων μεταβλητών με την εξαρτημένη. Καθώς τα μεγέθη είναι σε λογαριθμικοί κλίμακα, οι δείκτες συσχέτισης (coefficients) αντικατοπτρίζουν την ελαστικότητα της εξαρτημένης μεταβλητής ως προς τις ανεξάρτητες.

Η διάρθρωση των επόμενων κεφαλαίων ακολουθεί τα παραπάνω βήματα. Αρχικά παρουσιάζεται το μοντέλο με τους προσδιοριστικούς παράγοντες οι οποίοι είναι στατιστικά σημαντικοί. Στην συνέχεια σχολιάζεται ο προσαρμοσμένος συντελεστής προσδιορισμού, ενώ τέλος ελέγχονται όλες οι προϋποθέσεις χρήσης του μοντέλου.

4.2.2 Μακροπρόθεσμο μοντέλο ανάλυσης

I. Παρουσίαση μοντέλου

Για τον προσδιορισμό της εξέλιξης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε μακροπρόθεσμη κλίμακα, αναλύουμε ένα λογαριθμικό μοντέλο το οποίο υποθέτει ότι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας (εξαρτημένη μεταβλητή) εξαρτάται από την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας το προηγούμενο έτος (μεταβλητή διαμόρφωσης της τάσης), το συνολικό ΑΕΠ (εισόδημα) και την θερμοκρασία.

Η εξίσωση παλινδρόμησης του ετήσιου μοντέλου έχει την ακόλουθη μορφή:

$$\ln(Y_t) = c_0 + c_1 \ln(Y_{t-1}) + c_2 \ln(GDP) + c_3 \ln(YHDD) + c_4 \ln(YCDD)$$

Όπου,

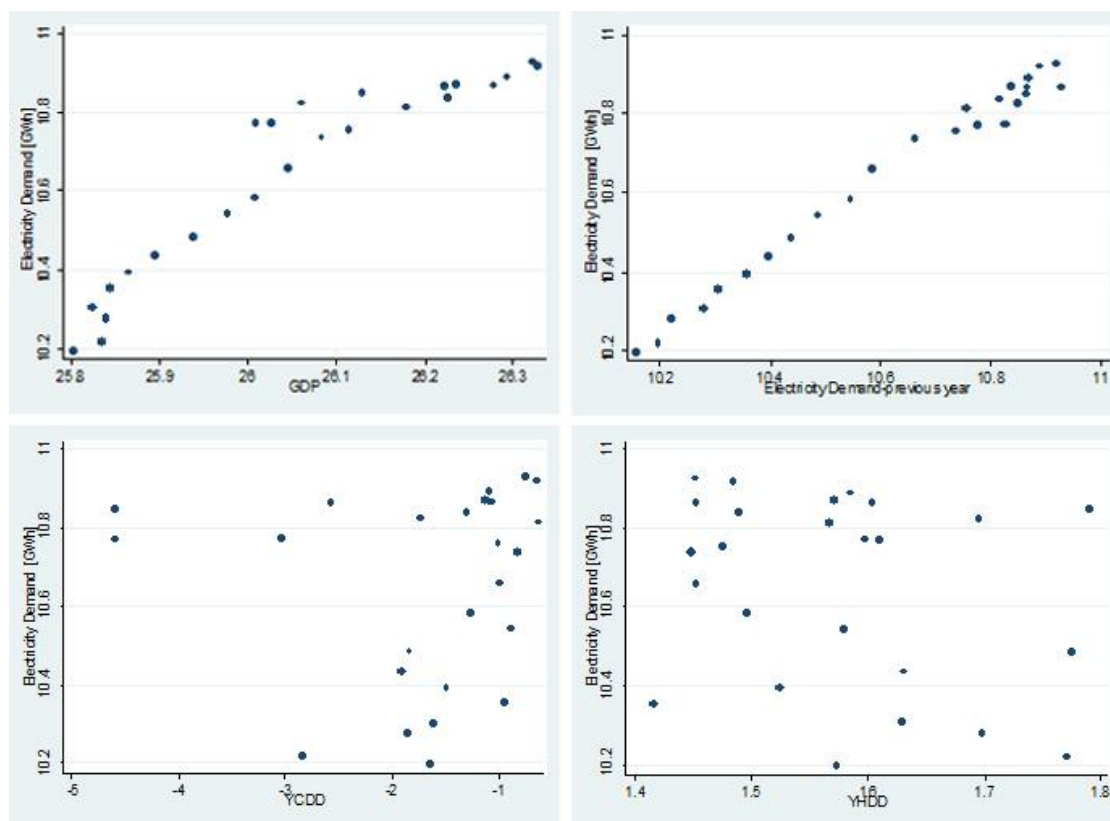
Y_t : η ετήσια ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για το έτος t [GWh]

Y_{t-1} : η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας για το προηγούμενο έτος [GWh]

GDP: το συνολικό ΑΕΠ [εκατομμύρια Ευρώ]

YHDD, YCDD: οι μέσες ετήσιες θερμομημέρες και ψυχρομημέρες [°C]

Προτού προβούμε στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης, αξίζει να εξετάσουμε την σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων μέσω ενός διαγράμματος διασποράς (scatterplot). Από τα διαγράμματα διασποράς θα λάβουμε μια πρώτη γραφική αντίληψη για την σχέση των μεταβλητών (θετική ή αρνητική).



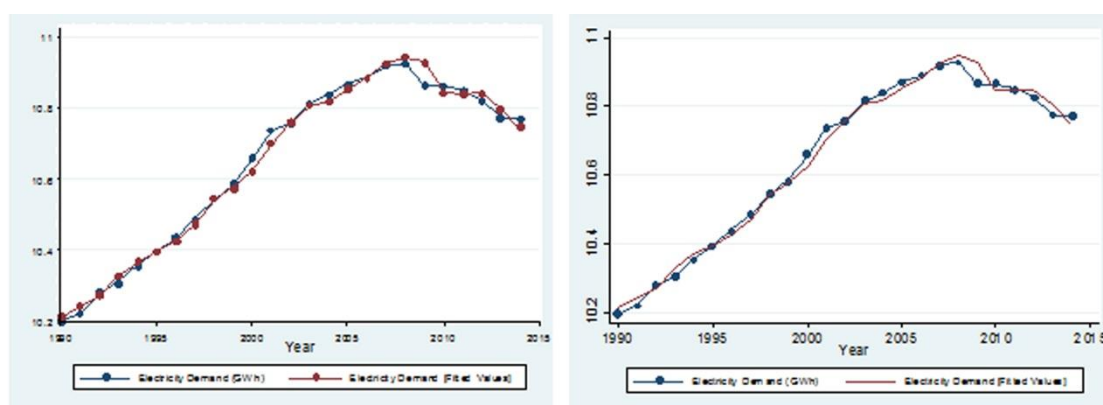
Διάγραμμα 4.30: Διαγράμματα διασποράς (scatterplots) ανεξάρτητων μεταβλητών-μακροπρόθεσμο μοντέλο

Από τα παραπάνω διαγράμματα διασποράς, μπορούμε εύκολα να εντοπίσουμε μια θετική συσχέτιση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας μεταξύ του ΑΕΠ και της ζήτησης την προηγούμενη χρονιά. Αντίθετα, από τις μεταβλητές του καιρού (θερμοημέρες και ψυχοημέρες) δεν μπορούμε να λάβουμε ένα καθαρό αποτέλεσμα. Ωστόσο, η έλλειψη μιας ξεκάθαρης τάσης, δεν συνεπάγεται μη ύπαρξη συσχέτισης των μεταβλητών. Κατά την διαμόρφωση του τελικού μοντέλου, δεν εξετάζεται ξεχωριστά η επίδραση κάθε μεταβλητής αλλά η επίδραση όλων των μεταβλητών ταυτόχρονα στην διαδικασία προσδιορισμού της διακύμανσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή ακριβώς η εξέταση των συσχετίσεων μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών καθορίζει το τελικό προσδιοριστικό μοντέλο. Για τον λόγο αυτό, κάποιες μεταβλητές που εμπειρικά αναμένουμε να συμπεριληφθούν στο μοντέλο, τελικά απορρίπτονται ως στατιστικά μη σημαντικές.

II. Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Ο πίνακας 4.1 παρουσιάζει τους συντελεστές των μεταβλητών του μοντέλου:

Πίνακας 4.1: Συντελεστές παραγόντων μακροπρόθεσμου μοντέλου πρόβλεψης		
Παράγοντας	Συντελεστής	Μονάδα Μέτρησης
Σταθερός	0.17933	GWh
Ηλ. Εν. Προηγ. έτος	0.89209	GWh
ΑΕΠ	0.03477	Εκατ. Ευρώ
ΥΗDD	0.01017	°C
ΥCDD	0.13977	°C



Διάγραμμα 4.31: Γραφική παράσταση πραγματικής και προβλεπόμενης μακροπρόθεσμης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Καθώς τα δεδομένα βρίσκονται σε λογαριθμική κλίμακα οι συντελεστές των τεσσάρων προσδιοριστικών παραγόντων εκφράζουν την ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το αντίστοιχο μέγεθος.

III. Σφάλματα και ακρίβεια μοντέλου

Η ακρίβεια του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα υψηλή δεδομένου ότι ο προσαρμοσμένος συντελεστής προσδιορισμού R_{adj}^2 υπολογίζεται στο 0.9902. Αναλυτικά αποτελέσματα για την εκτίμηση των αποτελεσμάτων προσαρμογής του μοντέλου παρουσιάζονται στο πίνακα 4.2.

Πίνακας 4.4 : Εκτίμηση σφαλμάτων μοντέλου

Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAD)	0.01647
RMSE	0.021478
MAPE	0.001543
Προσαρμοσμένος Συντ. Προς. (R_{adj}^2)	0.9902

IV. Έλεγχος προϋποθέσεων χρήσης μοντέλου

Εφόσον οι μεταβλητές χρήσης του μοντέλου είναι στατιστικά σημαντικές και ταυτόχρονα ερμηνεύει ένα μεγάλο ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής, μπορούμε να προχωρήσουμε στην διαδικασία ελέγχου των προϋποθέσεων χρήσης του μακροπρόθεσμου μοντέλου.

I. Κανονικότητα των σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της κανονικότητας των σφαλμάτων χρησιμοποιούμε το ιστόγραμμα συχνοτήτων και τον έλεγχο Shapiro-Wilk.

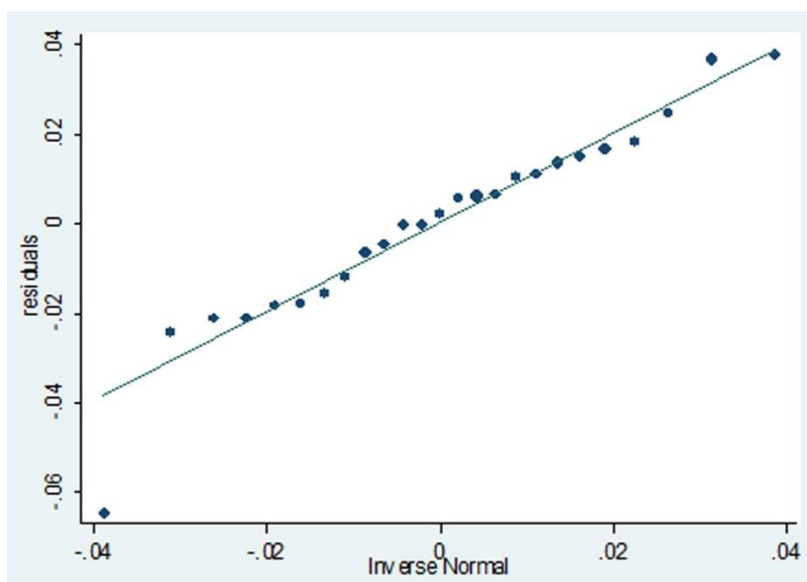
a. Shapiro- Wilk test

Όπως περιγράφεται αναλυτικά και στην παράγραφο 3.1.5 ο έλεγχος των Shapiro-Wilk χρησιμοποιείται ώστε να ελεγχουμε στατιστικά την κανονικότητα των σφαλμάτων. Η τιμή υπολογίζεται στο $0.2116 > 0.05$.

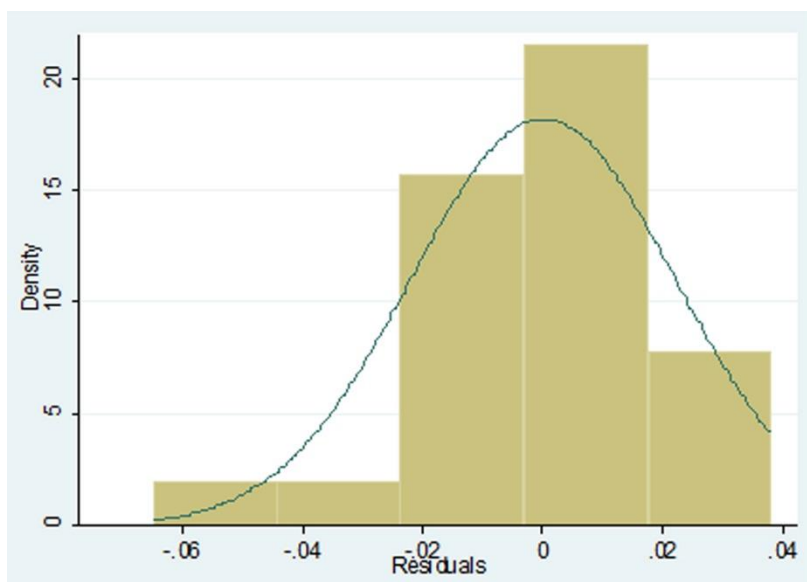
Εφόσον δεν απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση (H_0), τα σφάλματα του μοντέλου ακολουθούν την κανονική κατανομή.

Αυτό μπορεί να γίνει εμφανές και με την βοήθεια των q-qplot και του ιστογράμματος συχνοτήτων.

b. Q-Qplot και Ιστόγραμμα συχνοτήτων



Διάγραμμα 4.32 : Q-Qplot καταλοίπων μακροπρόθεσμου μοντέλου

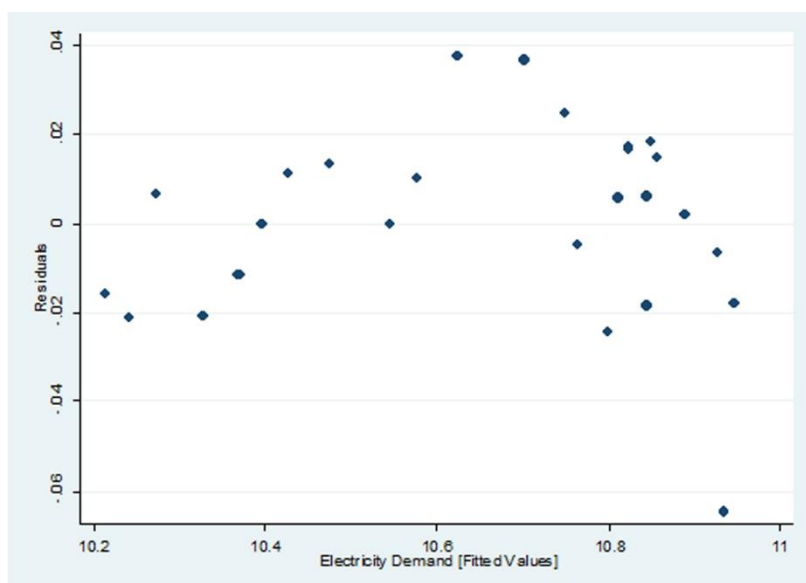


Διάγραμμα 4.33: Ιστόγραμμα συχνοτήτων μακροπρόθεσμου μοντέλου

Από το γραφικό κανονικών αποκλίσεων (q-q plot) παρατηρούμε ότι τα σφάλματα βρίσκονται πολύ κοντά στην ευθεία της κανονικής κατανομής, ενώ από το ιστόγραμμα συχνοτήτων παρατηρούμε ότι τα σφάλματα προσεγγίζουν ικανοποιητικά την καμπύλη της κανονικής κατανομής. Από τα διαγράμματα αυτά, αλλά και από τον έλεγχο των Shapiro-Wilk μπορούμε με ασφάλεια να εξάγουμε το συμπέρασμα ότι τα σφάλματα του μοντέλου ακολουθούν την κανονική κατανομή.

II. Έλεγχος Ομοσκεδαστικότητας και Γραμμικότητας σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της ομοσκεδάστικότητας (ομοιογένεια της διακύμανσης), δημιουργούμε το διάγραμμα των προβλεπόμενων τιμών έναντι των σφαλμάτων. Παρότι οι τιμές του δείγματος μας είναι σχετικά λίγες ώστε να εξάγουμε ένα ασφαλές συμπέρασμα, παρατηρούμε ότι δεν δημιουργείται ένα σχήμα το οποίο να υποδηλώνει την ύπαρξη της διωνυμικής κατανομής, ούτε υπάρχει τάση στα δεδομένα. Αντίθετα παρατηρούμε ότι οι τιμές παραμένουν σταθερές μέσα σε ένα εύρος. Σύγκριση του παρόντος διαγράμματος μπορεί να γίνει με τα θεωρητικά διαγράμματα ελέγχου της ομοιογένειας σφαλμάτων που παρουσιάστηκαν στην ενότητα 3.1.5.



Σχήμα 4.34 : Διάγραμμα προβλεπόμενων τιμών/σφαλμάτων-μακροπρόθεσμο μοντέλο

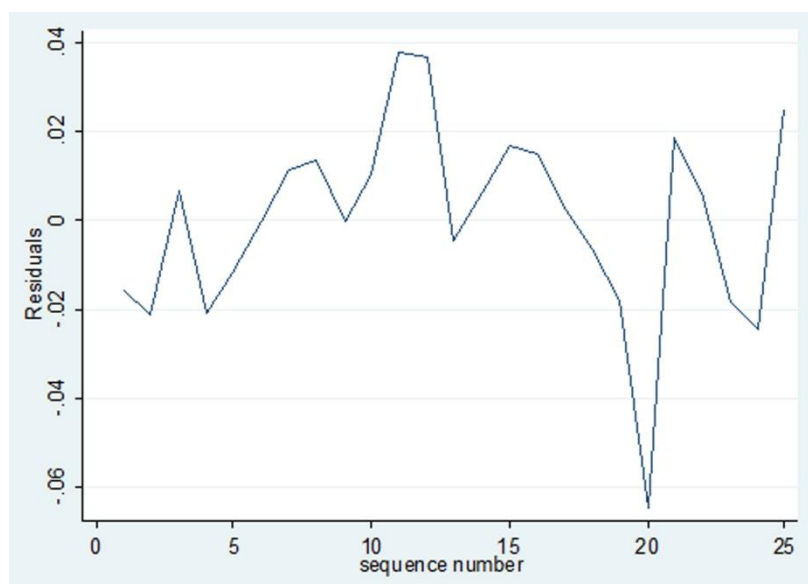
Αντίστοιχα, για τον έλεγχο της γραμμικότητας των σφαλμάτων, μπορούμε να εξάγουμε συμπεράσματα από το ίδιο διάγραμμα. Για να απορρίψουμε την υπόθεση της γραμμικότητας πρέπει οι τιμές του παραπάνω διαγράμματος να εμφανίζουν μια τυχαία κατανομή γύρω από το μηδέν και ταυτόχρονα να μην εμφανίζεται ένα συγκεκριμένο μοτίβο (βλέπε παραδείγματα 3.1.5).

III. Ανεξαρτησία σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της ανεξαρτησίας των σφαλμάτων χρησιμοποιούμε τον έλεγχο των Durbin-Watson αλλά και του διαγράμματος χρονικής εξέλιξης των καταλοίπων. Για την επιβεβαίωση της επάρκειας του μοντέλου, μας ενδιαφέρει ο δείκτης Durbin-Watson να προσεγγίζει την τιμή 2 και ταυτόχρονα να απορρίπτουμε την μηδενική υπόθεση H_0 (όπου $p\text{value} < 0.05$) περί τυχαιότητας των καταλοίπων. Ο συνδυασμός των δυο συνθηκών υποδηλώνει ότι έχουμε επιτύχει ανεξαρτησία μεταξύ των σφαλμάτων

Πίνακας 4.5 : Έλεγχος Durbin Watson

DW	1.625
P value	0.086



Σχήμα 4.35 : Διάγραμμα χρονικής εξέλιξης καταλοίπων μακροπρόθεσμου μοντέλου

Γραφικά, η ανεξαρτησία των καταλοίπων απεικονίζεται μέσω του διαγράμματος 4.6, όπου μπορούμε να παρατηρούσε ότι δεν υπάρχει κανένα σταθερό μοτίβο στην εξέλιξη των καταλοίπων με το πέρασμα των χρόνων. Το γεγονός αυτό μας επιβεβαιώνει ότι το μοντέλο μας έχει ορθά περιγράψει όλη την διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής.

IV. Έλεγχος Πολυσυγγραμικότητας μεταβλητών

Όπως αναλύθηκε και στην παράγραφο 3.1.5, μεταξύ των παλινδρομικών μεταβλητών X μπορεί να εμφανιστεί πολυσυγγραμικότητα, με την έννοια της ύπαρξης γραμμικής εξάρτησης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών. Η ισχυρή γραμμική εξάρτηση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών επηρεάζει δραματικά την εκτίμηση των συντελεστών παλινδρόμησης, με την έννοια της αύξησης των διασπορών τους. Για τον έλεγχο της πολυσυγγραμικότητας του μοντέλου, χρησιμοποιούμε τον διαγνωστικό έλεγχο διόγκωσης διασποράς (VIF). Ο έλεγχος αυτός πραγματοποιείται για κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή και όταν η τιμή του VIF είναι μεγαλύτερη από 10 υπάρχει ένδειξη για έντονη πολυσυγγραμικότητα στο μοντέλο, οπότε η αντίστοιχη εξαρτημένη μεταβλητή θα πρέπει να αφαιρεθεί και να γίνει ανάλυση παλινδρόμησης χωρίς αυτήν.

Πίνακας 4.6: Έλεγχος VIF μακροπρόθεσμου μοντέλου

Ανεξάρτητη Μεταβλητή	VIF value
Ζήτηση Ηλ. Ενεργ. Προηγούμενο έτος	2.35
ΑΕΠ	4.65
ΥΗDD	2.13
ΥCDD	3.17

Με βάση τα αποτελέσματα του ελέγχου VIF, παρατηρούμε ότι καμία τιμή δεν ξεπερνά το δέκα, οπότε μπορούμε με ασφάλεια να θεωρήσουμε ότι καμία μεταβλητή δεν εμφανίζει γραμμική εξάρτηση μεταξύ των υπόλοιπων ανεξάρτητων μεταβλητών.

4.2.3 Μεσοπρόθεσμο μοντέλο ανάλυσης

I. Παρουσίαση μοντέλου

Για τον προσδιορισμό της εξέλιξης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σε μεσοπρόθεσμο επίπεδο, αναλύουμε ένα λογαριθμικό μοντέλο το οποίο υποθέτει ότι η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας (εξαρτημένη μεταβλητή) εξαρτάται από την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας τον ίδιο μήνα του προηγούμενου έτους (μεταβλητή διαμόρφωσης επιπέδου της τάσης), την εξέλιξη των μηνιαίων θερμοημερών και ψυχοημερών, την διαμόρφωση της τιμής του πετρελαίου θέρμανσης, το επίπεδο της ανεργίας (μη εποχιακά μηνιαία στοιχεία) και τέλος η όγκος του λιανικού εμπορίου.

Η εξίσωση παλινδρόμησης του μηνιαίου μοντέλου έχει την ακόλουθη μορφή:

$$\ln(Y_m) = b_0 + b_1 \ln(Y_{m-12}) + b_2 MHDD + b_3 MCDD + b_4 \ln(oil) + b_5 \ln(unemp) + b_6 \ln(sales)$$

Όπου,

Y_m : η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας τον μήνα m

Y_{m-12} : η ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας τον ίδιο μήνα του προηγούμενου έτους (m-12)

$MHDD, MCDD$: η εξέλιξη των θερμοημερών και ψυχοημερών για τον μήνα m

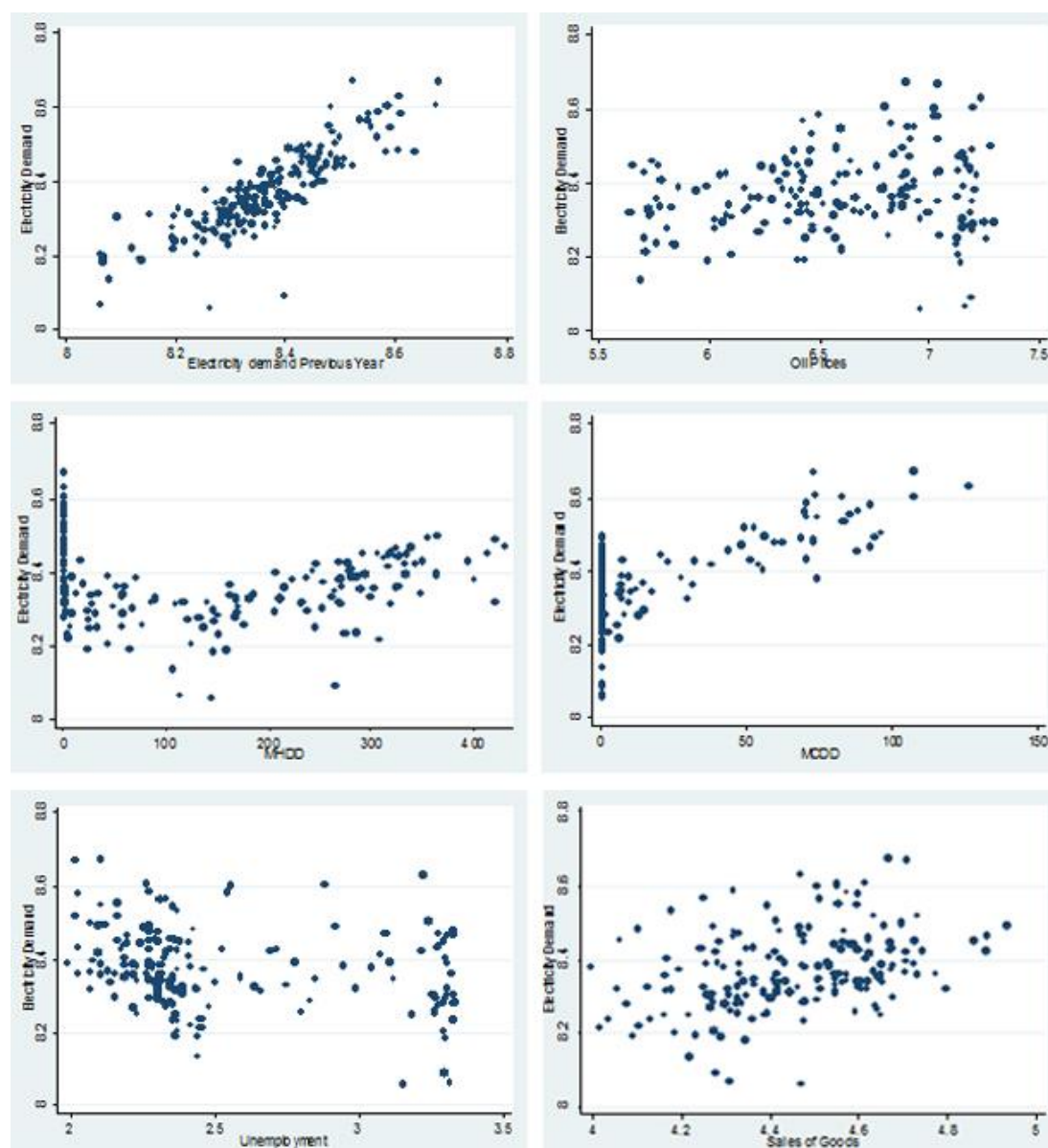
oil : Η τιμή του πετρελαίου θέρμανσης, συμπεριλαμβανομένων των φόρων.

$unemp$: Το επίπεδο ανεργίας (μη εποχιακά διαρθρωμένα στοιχεία) για τον μήνα m.

$sales$: Ο όγκος του λιανικού εμπορίου (σε δις. Ευρώ).

Παρατηρούμε λοιπόν ότι σε αντίθεση με το μακροπρόθεσμο μοντέλο, κατά την μεσοπρόθεσμη ανάλυση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σημαντικοί προσδιοριστικοί παράγοντες, αποτελούν στοιχεία με έντονη εποχιακή διακύμανση. Το επίπεδο της ανεργίας καθώς και ο όγκος του λιανικού εμπορίου εμπεριέχουν έντονη εποχικότητα η οποία προσαρμόζεται στην επίσης εποχιακή φύση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Οι μεταβλητές αυτές χρησιμοποιούνται για να απεικονίσουν το συνολικό οικονομικό κλίμα στην ελληνική αγορά.

Προτού προβούμε στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων της πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης του μεσοπρόθεσμου μοντέλου, αξίζει να εξετάσουμε την σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων μέσω ενός διαγράμματος διασποράς (scatterplot). Από τα διαγράμματα διασποράς θα λάβουμε μια πρώτη γραφική αντίληψη για την σχέση των μεταβλητών (θετική ή αρνητική).



Διάγραμμα 4.36: Διαγράμματα διασποράς (scatterplots) ανεξάρτητων μεταβλητών-μέσοπρόθεσμο μοντέλο

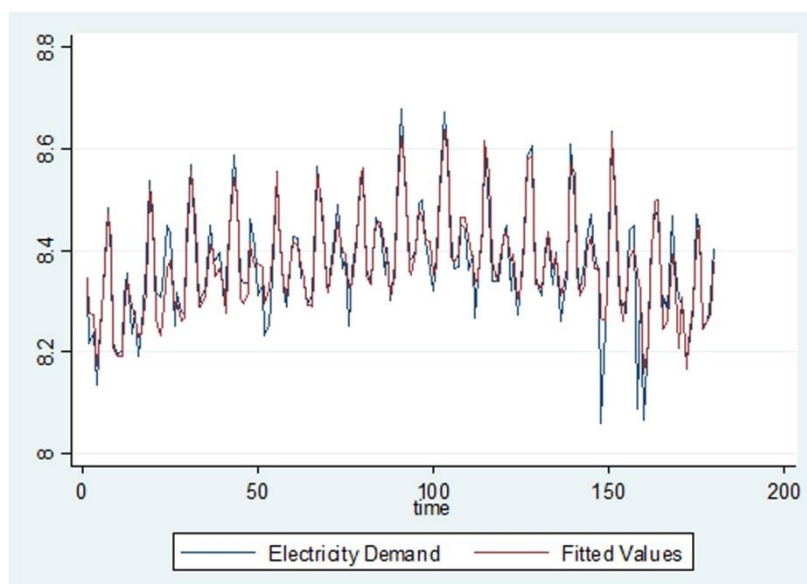
Από τα παραπάνω διαγράμματα διασποράς, μπορούμε εύκολα να εντοπίσουμε μια θετική συσχέτιση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας μεταξύ της θερμοκρασίας και της ζήτησης του ίδιου μήνα την προηγούμενη χρονιά. Αντίθετα, από τις μεταβλητές που προσδιορίζουν την οικονομική κατάσταση στην χώρα δεν μπορούμε να λάβουμε ένα καθαρό αποτέλεσμα. Ωστόσο, η έλλειψη μιας ξεκάθαρης τάσης, δεν συνεπάγεται μη ύπαρξη συσχέτισης των μεταβλητών. Κατά την διαμόρφωση του τελικού μοντέλου, δεν εξετάζεται ξεχωριστά η επίδραση κάθε μεταβλητής αλλά η επίδραση όλων των μεταβλητών ταυτόχρονα στην διαδικασία προσδιορισμού της διακύμανσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτή ακριβώς η εξέταση των συσχετίσεων μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών καθορίζει το τελικό προσδιοριστικό μοντέλο. Για τον λόγο αυτό, κάποιες μεταβλητές που εμπειρικά αναμένουμε να συμπεριληφθούν στο μοντέλο, τελικά απορρίπτονται ως στατιστικά μη σημαντικές.

II. Παρουσίαση αποτελεσμάτων

Ο πίνακας 4.7 παρουσιάζει τους συντελεστές των μεταβλητών του μοντέλου:

Πίνακας 4.7: Συντελεστές παραγόντων μακροπρόθεσμου μοντέλου πρόβλεψης

Παράγοντας	Συντελεστής	Μονάδα Μέτρησης
Σταθερός	4.2	GWh
Ηλ. Εν. Προηγ. έτος	0.4554	GWh
MHDD	0.02647	°C
MHDD	0.01881	°C
Oil	0.0405	EUR/100l
Unemployment	-0.04704	%
Sales	0.1609	Δις. Ευρώ



Σχήμα 4.37: Γραφική παράσταση πραγματικής και προβλεπόμενης μέσοπρόθεσμης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Καθώς τα δεδομένα βρίσκονται σε λογαριθμική κλίμακα οι συντελεστές των έξι προσδιοριστικών παραγόντων εκφράζουν την ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς το αντίστοιχο μέγεθος.

III. Σφάλματα και ακρίβεια μοντέλου

Η ακρίβεια του συγκεκριμένου μοντέλου πρόβλεψης είναι ιδιαίτερα υψηλή δεδομένου ότι παρά την έντονη εποχικότητα της εξαρτημένης μεταβλητής ο προσαρμοσμένος συντελεστής προσδιορισμού R_{adj}^2 υπολογίζεται στο 0.8455. Αναλυτικά αποτελέσματα για την εκτίμηση των αποτελεσμάτων προσαρμογής του μοντέλου παρουσιάζονται στο πίνακα 4.8

Πίνακας 4.8 : Εκτίμηση σφαλμάτων μοντέλου

Μέσο απόλυτο σφάλμα (MAD)	0.028972
RMSE	0.041738
MAPE	0.003475
Προσαρμοσμένος Συντ. Προς. (R_{adj}^2)	0.8455

IV. Έλεγχος προϋποθέσεων χρήσης μοντέλου

Εφόσον οι μεταβλητές χρήσης του μοντέλου είναι στατιστικά σημαντικές και ταυτόχρονα ερμηνεύει ένα μεγάλο ποσοστό της διακύμανσης της εξαρτημένης μεταβλητής, μπορούμε να προχωρήσουμε στην διαδικασία ελέγχου των προϋποθέσεων χρήσης του μακροπρόθεσμου μοντέλου.

1. Κανονικότητα των σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της κανονικότητας των σφαλμάτων χρησιμοποιούμε το ιστογράμμο συχνοτήτων και τον έλεγχο Shapiro-Wilk.

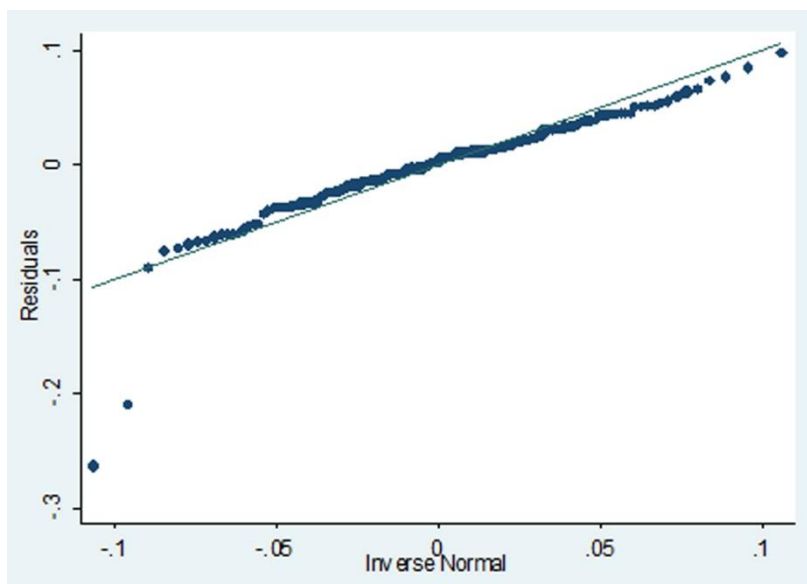
a. Shapiro- Wilk test

Όπως περιγράφεται αναλυτικά και στην παράγραφο 3.1.5 ο έλεγχος των Shapiro-Wilk χρησιμοποιείται ώστε να ελέγξουμε στατιστικά την κανονικότητα των σφαλμάτων. Η τιμή υπολογίζεται στο $0.87126 > 0.05$.

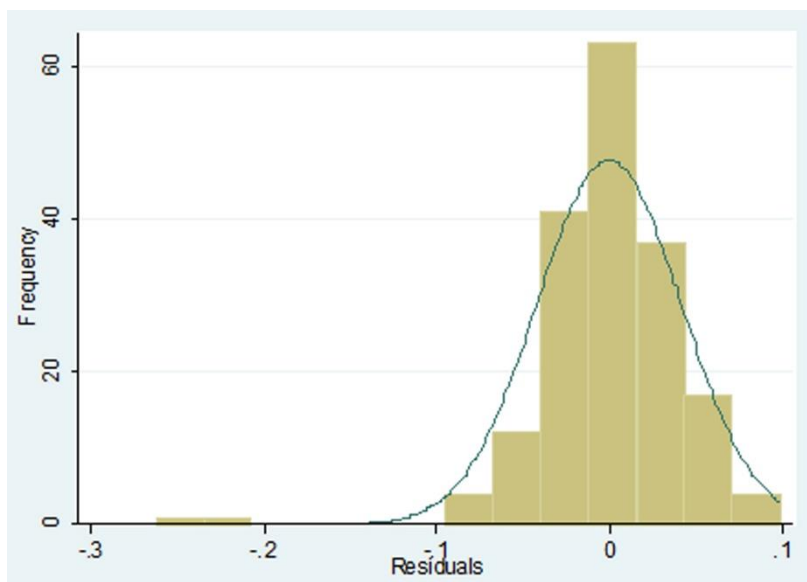
Εφόσον δεν απορρίπτεται η μηδενική υπόθεση (H_0), τα σφάλματα του μοντέλου ακολουθούν την κανονική κατανομή.

Αυτό μπορεί να γίνει εμφανές και με την βοήθεια των q-qplot και του ιστογράμματος συχνοτήτων.

b. Q-Qplot και ιστόγραμμα συχνοτήτων



Διάγραμμα 4.38 : Q-Qplot καταλοίπων μεσοπρόθεσμου μοντέλου

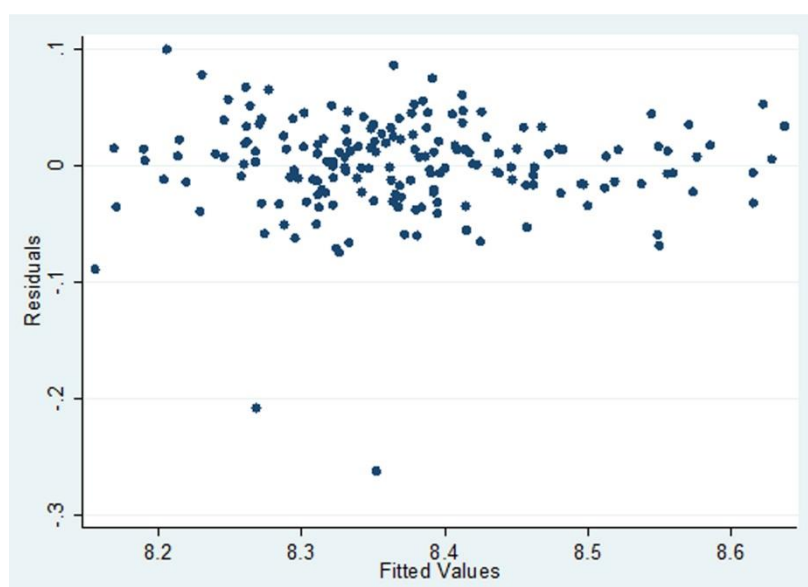


Διάγραμμα 4.39: Ιστόγραμμα συχνοτήτων μεσοπρόθεσμου μοντέλου

Από το γραφικό κανονικών αποκλίσεων (q-qplot) παρατηρούμε ότι τα σφάλματα βρίσκονται πολύ κοντά στην ευθεία της κανονικής κατανομής, ενώ από το ιστόγραμμα συχνοτήτων παρατηρούμε ότι τα σφάλματα προσεγγίζουν ικανοποιητικά την καμπύλη της κανονικής κατανομής. Από τα διαγράμματα αυτά, αλλά και από τον έλεγχο των Shapiro-Wilk μπορούμε με ασφάλεια να εξάγουμε το συμπέρασμα ότι τα σφάλματα του μοντέλου ακολουθούν την κανονική κατανομή.

2. Έλεγχος Ομοσκεδαστικότητας και Γραμμικότητας σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της ομοσκεδαστικότητας (ομοιογένεια της διακύμανσης), δημιουργούμε το διάγραμμα των προβλεπόμενων τιμών έναντι των σφαλμάτων. Παρότι οι τιμές του δείγματος μας είναι σχετικά λίγες ώστε να εξάγουμε ένα ασφαλές συμπέρασμα, παρατηρούμε ότι δεν δημιουργείτε ένα σχήμα το οποίο να υποδηλώνει την ύπαρξη της διωνυμικής κατανομής, ούτε υπάρχει τάση στα δεδομένα. Αντίθετα παρατηρούμε ότι οι τιμές παραμένουν σταθερές μέσα σε ένα εύρος. Σύγκριση του παρόντος διαγράμματος μπορεί να γίνει με τα θεωρητικά διαγράμματα ελέγχου της ομοιογένειας σφαλμάτων που παρουσιάστηκαν στην ενότητα 3.1.5.



Σχήμα 4.40 : Διάγραμμα προβλεπόμενων τιμών/σφαλμάτων-μεσοπρόθεσμο μοντέλο

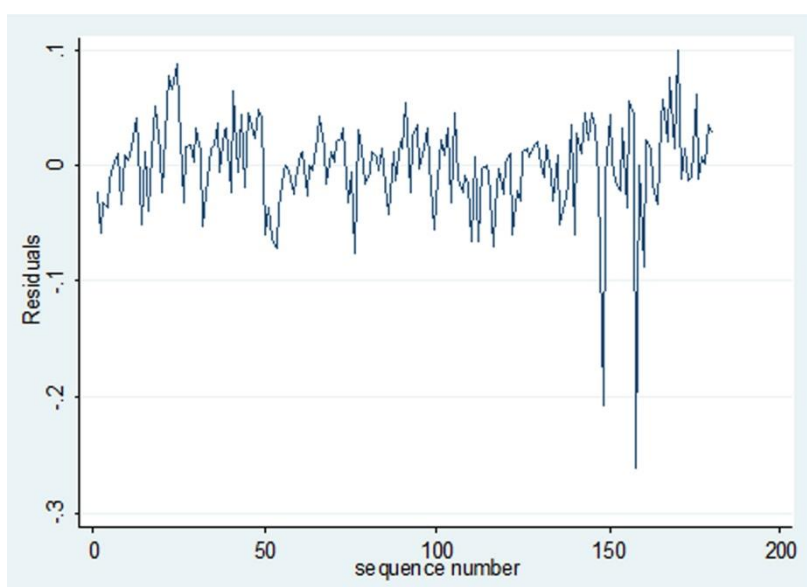
Αντίστοιχα, για τον έλεγχο της γραμμικότητας των σφαλμάτων, μπορούμε να εξάγουμε συμπεράσματα από το ίδιο διάγραμμα. Για να απορρίψουμε την υπόθεση της γραμμικότητας πρέπει οι τιμές του παραπάνω διαγράμματος να εμφανίζουν μια τυχαία κατανομή γύρω από το μηδέν και ταυτόχρονα να μην εμφανίζεται ένα συγκεκριμένο μοτίβο (βλέπε παραδείγματα 3.1.5).

3. Ανεξαρτησία σφαλμάτων

Για τον έλεγχο της ανεξαρτησίας των σφαλμάτων χρησιμοποιούμε τον έλεγχο των Durbin-Watson αλλά και του διαγράμματος χρονικής εξέλιξης των καταλοίπων. Για την επιβεβαίωση της επάρκειας του μοντέλου, μας ενδιαφέρει ο δείκτης Durbin-Watson να προσεγγίζει την τιμή 2 και ταυτόχρονα να απορρίπτουμε την μηδενική υπόθεση H_0 (όπου $p\text{-value} < 0.05$) περί τυχαιότητας των καταλοίπων. Ο συνδυασμός των δυο συνθηκών υποδηλώνει ότι έχουμε επιτύχει ανεξαρτησία μεταξύ των σφαλμάτων.

Πίνακας 4.9 : Έλεγχος Durbin Watson

DW	1.7919
P value	0.086



Σχήμα 4.41 : Διάγραμμα χρονικής εξέλιξης καταλοίπων μακροπρόθεσμου μοντέλου

Γραφικά, η ανεξαρτησία των καταλοίπων απεικονίζεται μέσω του διαγράμματος 4.6, όπου μπορούμε να παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει κανένα σταθερό μοτίβο στην εξέλιξη των καταλοίπων με το πέρασμα των χρόνων. Το γεγονός αυτό μας επιβεβαιώνει ότι το μοντέλο μας έχει ορθά περιγράψει όλη την διακύμανση της εξαρτημένης μεταβλητής.

4. Έλεγχος Πολυσυγγραμμικότητας μεταβλητών

Όπως αναλύθηκε και στην παράγραφο 3.1.5, μεταξύ των παλινδρομικών μεταβλητών X μπορεί να εμφανιστεί πολυσυγγραμμικότητα, με την έννοια της ύπαρξης γραμμικής εξάρτησης μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών. Η ισχυρή γραμμική εξάρτηση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών επηρεάζει δραματικά την εκτίμηση των συντελεστών παλινδρόμησης, με την έννοια της αύξησης των διασπορών τους. Για τον έλεγχο της πολυσυγγραμμικότητας του μοντέλου, χρησιμοποιούμε τον διαγνωστικό έλεγχο διόγκωσης διασποράς (VIF). Ο έλεγχος αυτός πραγματοποιείται για κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή και όταν η τιμή του VIF είναι μεγαλύτερη από 10 υπάρχει ένδειξη για έντονη πολυσυγγραμμικότητα στο μοντέλο, οπότε η αντίστοιχη εξαρτημένη μεταβλητή θα πρέπει να αφαιρεθεί και να γίνει ανάλυση παλινδρόμησης χωρίς αυτήν.

Έλεγχος VIF μακροπρόθεσμου μοντέλου	
Ανεξάρτητη Μεταβλητή	VIF value
Ζήτηση Ηλ. Ενεργ. Προηγούμενο έτος	268
MHDD	2.67
MCDD	3.02
Oil	5.06
Unemployment	3.92
Sales	2.79

Με βάση τα αποτελέσματα του ελέγχου VIF, παρατηρούμε ότι καμία τιμή δεν ξεπερνά το δέκα, οπότε μπορούμε με ασφάλεια να θεωρήσουμε ότι καμία μεταβλητή δεν εμφανίζει γραμμική εξάρτηση μεταξύ των υπόλοιπων ανεξάρτητων μεταβλητών.

4.2.4 Μακροπρόθεσμη Πρόβλεψη Ζήτησης Ηλεκτρικού Φορτίου

I. Παρουσίαση μεθοδολογίας

Από την ανάλυση που προηγήθηκε, καταφέραμε με σημαντική ακρίβεια να μοντελοποιήσουμε την μακροπρόθεσμη και μεσοπρόθεσμη ζήτηση της ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς κι να εντοπίσουμε τους αντίστοιχους προσδιοριστικούς παράγοντες. Σε αυτό το κεφάλαιο, αξιοποιούμε το μακροπρόθεσμο μοντέλο, ώστε να παραχθούν προβλέψεις της ζήτησης για την επόμενη πενταετία (διάστημα 2015-2019).

Σημαντική παράμετρος, η οποία δεν μπορεί να μοντελοποιηθεί ποσοτικά αλλά ταυτόχρονα επηρεάζει σημαντικά στην εξέλιξη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, αποτελεί το ποσοστό επιτυχίας των αυξανόμενων μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας, τα οποία λαμβάνονται από όλα τα ανεπτυγμένα κράτη, αλλά και στην δική μας περίπτωση από το ελληνικό Υπουργείο Ανάπτυξης. Για την παραγωγή στατιστικά ορθών προβλέψεων, υιοθετούμε το «Σενάριο Αναφοράς» του Α.Δ.Μ.Η.Ε. το οποίο υποθέτει ότι τα μέτρα εξοικονόμησης ενέργειας δεν έχουν σημαντική επίδραση στην εξέλιξη του φορτίου.

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο Α.Δ.Μ.Η.Ε για την ανάλυση και πρόβλεψη της ετήσιας ζήτησης, διαμορφώνει τρία βασικά σενάρια :Χαμηλής Ζήτησης, Αναφοράς και Υψηλής Ζήτησης. Σε κάθε σενάριο συμπεριλαμβάνει την επίδραση ή μη των μέτρων εξοικονόμησης ενέργειας ενώ ουσιαστική διαφοροποίηση εντοπίζεται στον ρυθμό αύξησης της ζήτησης.

Στην παρούσα μελέτη, εξετάζουμε το σενάριο αναφοράς του ΑΔΜΗΕ, ενώ εντοπίζουμε κι αναλύουμε την επίδραση του οικονομικού περιβάλλοντος (Α.Ε.Π.) στην διαμόρφωση της ζήτησης. Για τον σκοπό αυτό, δημιουργούμε τρία ξεχωριστά σενάρια για την εξέλιξη του Α.Ε.Π. στην Ελλάδα, βασιζόμενοι σε προβλέψεις του συγκεκριμένου μεγέθους οι οποίες παράγονται από την Ευρωπαϊκή Επιτροπή. Οι ποσοστιαίες αναπτύξεις του Α.Ε.Π. παρουσιάζονται στον πίνακα 4.11.

Πίνακας 4.11 : Σενάρια Διαμόρφωσης του Α.Ε.Π.			
Έτος	Απαισιόδοξο	Αναφοράς	Αισιόδοξο
2015	-2	-0.1	0.6
2016	-0.1	1.8	1.8
2017	1.8	2.5	2.8
2018	2.5	2.5	3.0
2019	2.5	2.6	3.0

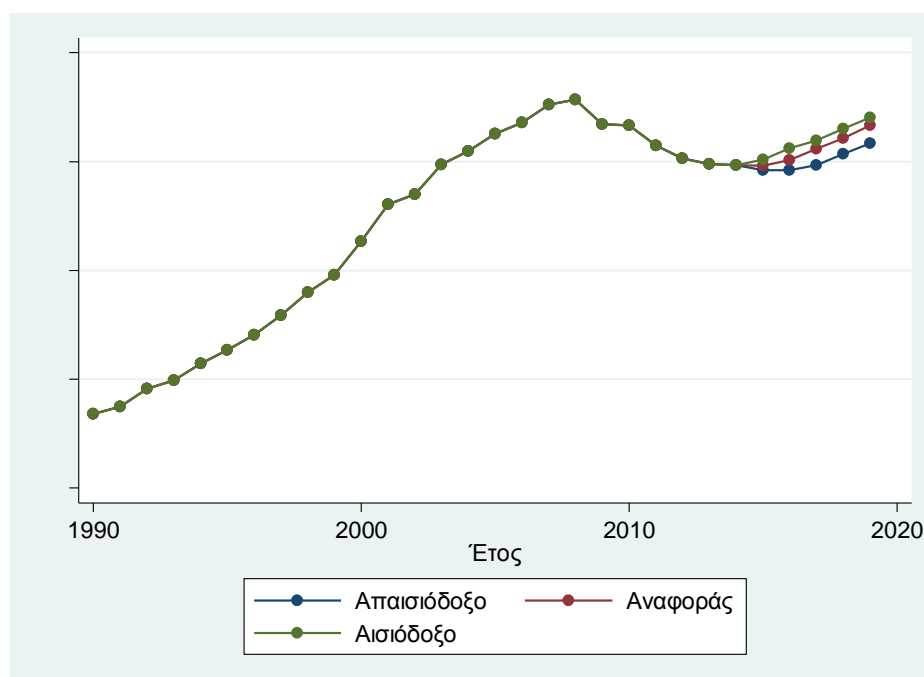
II. Αποτελέσματα Πρόβλεψης

Για την παραγωγή των αποτελεσμάτων πρόβλεψης, αξιοποιούμε την εξίσωση παλινδρόμησης που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4.2.2 με τους αντίστοιχους συντελεστές συσχέτισης. Αξίζει να αναφέρουμε ότι τα καιρικά φαινόμενα (θερμομημέρες και ψυχρομημέρες) που περιλαμβάνονται στην εξίσωση, θεωρείτε ότι λαμβάνουν μια σταθερή τιμή ίση με την μέση τιμή της τελευταίας δεκαετίας.

Άλλωστε, η πρόβλεψη των καιρικών φαινομένων σε βάθος πενταετίας, είναι κάτι αδύνατο, ενώ η λήψη αυθαίρετων τιμών θα ήταν εξίσου ανακριβές. Με αυτή την επιλογή, είμαστε σε θέση να αποτυπώσουμε πλήρως την επίδραση του οικονομικού περιβάλλοντος στην διαμόρφωση της μακροπρόθεσμης ζήτησης. Τα αποτελέσματα των τριών σεναρίων, παρουσιάζονται στον πίνακα 4.12, ενώ διαγραμματικά η μακροπρόθεσμη εξέλιξη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας φαίνεται στο διάγραμμα 4.42.

Πίνακας 4.12 : Αποτελέσματα μακροπρόθεσμης πρόβλεψης (GWh)

ΕΤΟΣ	ΑΠΑΙΣΙΟΔΟΞΟ	BAU	ΑΙΣΙΟΔΟΞΟ
2014	49690.6978	49690.6978	49690.6978
2015	49193.79082	49641.0071	50187.60478
2016	49193.79082	50137.41717	51191.35687
2017	49685.72873	51140.16552	51959.22723
2018	50679.4433	52162.96883	52998.41177
2019	51693.03217	53310.55414	54058.38001



Διάγραμμα 4.41: Αποτελέσματα μακροπρόθεσμης πρόβλεψης

Από τα παραπάνω αποτελέσματα, γίνεται εμφανές ότι η οικονομική ανάπτυξη επηρεάζει καθοριστικά την διαμόρφωση της ζήτησης. Σαφέστατα, καθώς η οικονομία αναπτύσσεται παρατηρείται μια αύξηση της ζήτησης, η οποία όμως δεν είναι αναλογική. Η θετικά ανελαστική σχέση που παρατηρήθηκε κατά την ανάλυση της μακροπρόθεσμης εξίσωσης παλινδρόμησης, επιβεβαιώνεται κι από τα στοιχεία της πρόβλεψης.

Κατά το αισιόδοξο σενάριο, η διαμόρφωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας αυξάνεται σταθερά με μέσο ρυθμό 2%, ενώ η τιμή της ετήσιας ζήτησης για το έτος 2019 προσεγγίζει οριακά το μέγιστο φορτίου του συστήματος που παρατηρήθηκε το 2008. Μικρότερη ανάπτυξη της ζήτησης διαμορφώνεται κι στα άλλα δυο υπό εξέταση σενάρια, ενώ στο απαισιόδοξο για την οικονομία σενάριο, καταγράφεται συρρίκνωση της ζήτησης μέχρι και το 2017.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα των παραπάνω προβλέψεων, με εκείνα του Α.Δ.Μ.Η.Ε είναι εύκολο να παρατηρήσουμε κάποιες σημαντικές διαφοροποιήσεις, οι οποίες οφείλονται σε δυο βασικές παραμέτρους. Αρχικά, στα πρωτογενή δεδομένα της ανάλυσης (ιστορικά στοιχεία ετήσιας ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας), υπάρχουν διαφοροποιήσεις. Αυτές οφείλονται κατεξοχήν στον τρόπο με τον οποίο ο ENTSOE (πηγή δεδομένων της μελέτης) και ο Α.Δ.Μ.Η.Ε υπολογίζουν την συνεισφορά των Α.Π.Ε. στην διαμόρφωση του φορτίου και ειδικότερα στις μικρές διασπαρμένες μονάδες παραγωγής. Η σημαντικότερη όμως διαφορά, έγκειται στο γεγονός ότι οι προβλέψεις του ΑΔΜΗΕ σχετικά με τη συνολική ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας συμπεριλαμβάνουν και την ζήτηση των Κυκλάδων, η οποία θεωρείται ότι θα διασυνδεθεί στο σύστημα το 2017. Μία τέτοια προσέγγιση, δεν ακολουθήθηκε από την παρούσα εργασία, καθώς εμπεριέχει μεγάλο βαθμό ανακρίβειας, δεδομένου ότι ο διαγωνισμός για την διασύνδεση των Κυκλάδων είχε ακυρωθεί κι δεν υπάρχει κάποια δεσμευτική πρόταση, η οποία να εξασφαλίζει την πραγματοποίηση του έργου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Στοχαστική Μοντελοποίηση Μεσοπρόθεσμης Ζήτησης

5.1 Εισαγωγή-Παρουσίαση βημάτων

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας τις μεθόδους ανάλυσης χρονοσειρών με χρήση μηνιαίων στοιχείων, με απώτερο σκοπό την παραγωγή προβλέψεων για την διαμόρφωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για τους επόμενους 12 μήνες. Στηριζόμενοι στην βιβλιογραφία, η οποία αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 2 αλλά και στις αρχές της ανάλυσης χρονοσειρών (κεφάλαιο 3.2) παρουσιάζουμε δυο μοντέλα για την μεσοπρόθεσμη μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στο ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα. Για την προσομοίωση των δεδομένων, χρησιμοποιήθηκε το στατιστικό πακέτο STATA ενώ το τελικό μοντέλο το οποίο παρουσιάζεται προέκυψε ύστερα από κατάλληλους στατιστικούς ελέγχους.

Όπως αναλύθηκε και στο κεφάλαιο 3.2, η μεθοδολογία ανάλυσης χρονοσειρών περιλαμβάνει μια μεγάλη οικογένεια στατιστικών μοντέλων, τα οποία επιλέγονται ανάλογα με την φύση των δεδομένων. Για να καταλήξουμε στο κατάλληλα ορθό στατιστικά μοντέλο, οφείλουμε να πραγματοποιήσουμε στατιστικούς ελέγχους όπου ανάλογα με τα αποτελέσματα θα οδηγηθούμε στην ορθή επιλογή μοντέλου.

Η δομή των παρακάτω κεφαλαίων ακολουθεί πιστά την μεθοδολογία που ήδη έχει περιγραφεί. Αρχικά, πραγματοποιείται έλεγχος για την στασιμότητα των μεταβλητών, καθώς η εξασφάλιση της στασιμότητας αποτελεί θεμελιώδη προϋπόθεση για την χρήση οποιουδήποτε μοντέλου. Στην συνέχεια, οι μεταβλητές που είτε αποδείχθηκαν στάσιμες, είτε με κατάλληλους μετασχηματισμούς προκύπτουν στάσιμες, εντάσσονται σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης με σκοπό την μελέτη της φύσης των συσχετίσεων των μεταβλητών. Ανάλογα με τα αποτελέσματα της παλινδρόμησης, επιλέγεται το κατάλληλο αυτοπαλίνδρομο μοντέλο ενώ αντίστοιχα δοκιμάζονται οι κατάλληλες υστερήσεις (AR, MA, ARMA, ARIMA, ARCH, GARCH). Στην συνέχεια, πραγματοποιούνται έλεγχοι ορθότερης προσαρμογής των μοντέλων στα δεδομένα (goodness of fit), ενώ τέλος, παράγονται προβλέψεις με τη χρήση του καταλληλότερου μοντέλου.

Οι προβλέψεις που παρήχθησαν από την παραπάνω μεθοδολογία, συγκρίνονται με την πρόβλεψη που παράγεται μέσω ενός διανυσματικού αυτοπαλίνδρομου μοντέλου (VARmodel), όπου έχει προηγηθεί έλεγχος αιτιατότητας κατά Granger για την επιλογή υστερήσεων και μεταβλητών αντίστοιχα.

5.2 Έλεγχος στασιμότητας

Το πρώτο βήμα της ανάλυσης χρονοσειρών είναι να διενεργήσουμε τους ελέγχους στασιμότητας. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιούμε τον επαυξημένο έλεγχο Dickey-Fuller που αναπτύχθηκε στο κεφάλαιο 3.2.6. Στον επαυξημένο έλεγχο Dickey-Fuller δηλώνονται τόσο οι υστερήσεις των μεταβλητών όσο και το αν υπάρχει τάση ή όχι. Έτσι, πρέπει πρώτα να ελεγχθούν ξεχωριστά οι μεταβλητές, ώστε να γίνει διαπίστωση των βέλτιστων υστερήσεων για την χρήση του επαυξημένου ελέγχου Dickey-Fuller. Οι βέλτιστες υστερήσεις κάθε μεταβλητής προκύπτουν από τον δείκτη Ng-Perron. Επίσης πραγματοποιείται έλεγχος για την ύπαρξη τάσης, μέσω παλινδρόμησης της κάθε μεταβλητής πάνω στο χρόνο, ώστε να δούμε εάν η επίδραση του είναι στατιστικά σημαντική και άρα υπάρχει τάση. Έπειτα, μπόρεσε να γίνει ο έλεγχος μοναδιαίας ρίζας για την ύπαρξη στασιμότητας.

Για την ανάλυση, λαμβάνονται υπόψη όλες οι μεταβλητές που παρουσιάστηκαν για το μεσοπρόθεσμο μοντέλο στο κεφάλαιο 4.1.3. Για λόγους οικονομίας και συνοχής της μελέτης, στο παρών εδάφιο παρουσιάζεται η διαδικασία μόνο για την εξαρτημένη μεταβλητή (μηνιαία ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας), ενώ για τις υπόλοιπες επιλέγουμε απλώς την παρουσίαση των αποτελεσμάτων.

Στους πίνακες 5.1 έως 5.3 παρουσιάζεται η διαδικασία ελέγχου της στασιμότητας για την εξαρτημένη μεταβλητή. Αρχικά χρησιμοποιούμε τον έλεγχο DF-GLS (DickeyFullerGeneralisedLeastSquaretest) με σκοπό να εξάγουμε τον δείκτη Ng-Perron. Ο δείκτης αυτός, μας δείχνει πόσες υστερήσεις της μεταβλητής πρέπει να λάβουμε υπ' όψιν κατά την διενέργεια του τελικού ελέγχου στασιμότητας. Εν προκειμένω, προκύπτει ότι η μηνιαία ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας παρουσιάζει συσχέτιση με τις τιμές των δεκατριών προηγούμενων μηνών. Στην συνέχεια, η μεταβλητή εξετάζεται για την ύπαρξη τάσης, όπου πραγματοποιείται παλινδρόμηση της ανωτέρω με τον χρόνο. Παρατηρούμε ότι η επίδραση του χρόνου, δεν είναι στατιστικά σημαντική ($t=0.91 > 0.5$), οπότε η μεταβλητή δεν εμφανίζει τάση.

Έχοντας γνώση αυτών των στοιχείων, μπορούμε να πραγματοποιήσουμε τον επαυξημένο έλεγχο Dickey-Fuller, χρησιμοποιώντας ορθές υστερήσεις. Η μηδενική υπόθεση του ελέγχου είναι ότι δεν υπάρχει μοναδιαία ρίζα. Η υπόθεση αυτή δεν μπορεί να απορριφθεί, καθώς ο έλεγχος αποδίδει πιθανότητα άνω του 5% επιπέδου σημαντικότητας ($p=0.24$). Οπότε, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η μεταβλητή είναι στάσιμη.

DF-GLS for electr_cons Number of obs = 166
 Maxlag = 13 chosen by Schwert criterion

[lags]	DF-GLS tau Test Statistic	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
13	-0.799	-3.484	-2.804	-2.527
12	-0.571	-3.484	-2.819	-2.540
11	-0.319	-3.484	-2.833	-2.554
10	-1.638	-3.484	-2.847	-2.566
9	-2.912	-3.484	-2.860	-2.579
8	-3.985	-3.484	-2.873	-2.591
7	-3.569	-3.484	-2.886	-2.602
6	-2.888	-3.484	-2.898	-2.613
5	-3.499	-3.484	-2.909	-2.623
4	-3.887	-3.484	-2.920	-2.633
3	-5.541	-3.484	-2.930	-2.642
2	-8.655	-3.484	-2.939	-2.651
1	-9.515	-3.484	-2.948	-2.659

Opt Lag (Ng-Perron seq t) = 13 with RMSE 224.0004
 Min SC = 11.25311 at lag 12 with RMSE 227.326
 Min MAIC = 11.02297 at lag 12 with RMSE 227.326

Πίνακας 5.1 :Έλεγχος βέλτιστων υστερήσεων για την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας

. reg electr_cons time

Source	SS	df	MS	Number of obs =	180
Model	187167.815	1	187167.815	F(1, 178) =	0.82
Residual	40613234	178	228164.236	Prob > F =	0.3663
Total	40800401.8	179	227935.205	R-squared =	0.0046
				Adj R-squared =	-0.0010
				Root MSE =	477.67

electr_cons	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
time	.6205891	.6851921	0.91	0.366	-.7315559 1.972734
_cons	3998.463	391.8377	10.20	0.000	3225.218 4771.708

Πίνακας 5.2: έλεγχος ύπαρξης τάσης για την μηνιαία ζήτηση ηλεκτρικής

. dfuller electr_cons, lags (13)

Augmented Dickey-Fuller test for unit root Number of obs = 166

Test Statistic	Interpolated Dickey-Fuller		
	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
Z(t)	-3.488	-2.886	-2.576

MacKinnon approximate p-value for Z(t) = 0.2423

Πίνακας 5.3 : έλεγχος μοναδιαίας ρίζας για την μηνιαία ζήτηση ηλεκτρικής

Πίνακας 5.4 : Έλεγχος Τάσης και Μοναδιαίας Ρίζας Μεταβλητών Μεσοπρόθεσμου Μοντέλου			
Μεταβλητή	Βέλτιστες Υστερήσεις	Ύπαρξη Τάσης	Έλεγχος Στασιμότητας
Ζήτηση ηλεκτρ. Ενεργ.	13	ΟΧΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Τιμή ηλεκτρ. Ενεργ.	10	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
MHDD	11	ΟΧΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
MCDD	13	ΟΧΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Oil	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Population	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Unemployment	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
GDP	12	ΟΧΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Inflation	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
10-year Bond	5	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
C.P.I	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
I.P.I	13	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Retail	13	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ
Construction	12	ΝΑΙ	ΣΤΑΣΙΜΗ

Από τα αποτελέσματα του Πίνακα 5.4 παρατηρούμε άμεσα ότι όλες οι μεταβλητές είναι στάσιμες. Οπότε δεν χρειάζεται να προβούμε σε μετασχηματισμούς για την διαμόρφωση στασιμότητας, όπως η λήψη πρώτων διαφορών. Η στασιμότητα των μεταβλητών αυτομάτως αποκλείει να έχουμε μοντέλα ARIMA, καθώς αυτά υποθέτουν μη στάσιμες χρονοσειρές. Το ότι έχουμε στάσιμες χρονοσειρές σημαίνει ότι τα αποτελέσματα μιας παλινδρόμησης θα είναι έγκυρα. Όμως, πρέπει να ληφθεί υπόψη και η τάση που εμφανίζουν κάποιες χρονοσειρές. Για το σκοπό αυτό, τοποθετείται ο χρόνος ως ανεξάρτητη μεταβλητή στο μοντέλο, αλλά και πολλαπλασιαστικά με τις μεταβλητές που επιδεικνύουν τάση. Η παλινδρόμηση αυτή γίνεται με μοναδικό σκοπό να εξαχθούν τα κριτήρια πληροφόρησης, για να μπορούμε μετά να ελέγξουμε μήπως τα μοντέλα είναι AR, ARMA ή ARCH.

Οι μεταβλητές που επιδεικνύουν τάση είναι η τιμή, το πετρέλαιο, ο πληθυσμός, η ενεργία, ο πληθωρισμός, οι αποδόσεις των 10ετών ομολόγων, ο ΔTK, ο δείκτης βιομηχανικής παραγωγής, ο δείκτης κύκλου εργασιών λιανικού εμπορίου και ο δείκτης παραγωγής στις κατασκευές. Για να απαλείψουμε το φαινόμενο αυτό δημιουργούμε επιπλέον μεταβλητές, που πολλαπλασιάζουν τις ανωτέρω με το χρόνο.

5.3 Παλινδρόμηση δεδομένων

Οι παραπάνω αρχικές μεταβλητές σε συνδυασμό με τις νέες που προέκυψαν ύστερα από εξάλειψη της τάσης, χρησιμοποιούνται σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Είναι σημαντικό να αναφέρουμε, ότι η παλινδρόμηση που εκτελείτε δεν πρέπει να συγχέεται με την διαδικασία που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4.2.3. Η παρούσα παλινδρόμηση, αρχικά πραγματοποιείται σε πρωτογενή δεδομένα, όχι σε λογαριθμικά, οπότε οι συντελεστές δεν ταυτίζονται με την ελαστικότητα της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας ως προς την εκάστοτε μεταβλητή. Πιο σημαντική διαφοροποίηση όμως, αποτελεί το γεγονός ότι η παλινδρόμηση των δεδομένων, όπως αποδεικνύεται στα παρακάτω βήματα δεν ικανοποιεί τις συνθήκες ορθής χρήσης του μοντέλου. Σκοπός της παλινδρόμησης είναι να εξαχθούν τα κριτήρια πληροφόρησης, για να μπορούμε μετά να ελέγξουμε εάν τα δεδομένα μας μπορούν να μοντελοποιηθούν με τα μοντέλα AR, ARMA ή ARCH.

Source	SS	df	MS	Number of obs = 180		
Model	34190424.1	24	1424601	F(24, 155) =	33.41	
Residual	6609977.66	155	42645.0172	Prob > F	= 0.0000	
				R-squared	= 0.8380	
				Adj R-squared	= 0.8129	
Total	40800401.8	179	227935.205	Root MSE	= 206.51	

electr_cons	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
aver_price	-168034.2	69162.65	-2.43	0.016	-304657.2	-31411.15
mhdd	2.592408	.2561394	10.12	0.000	2.086433	3.098382
mcdd	14.75567	.8786908	16.79	0.000	13.01992	16.49143
oil_tax	3.702192	1.566744	2.36	0.019	.6072664	6.797118
population	-3.667432	14.0314	-0.26	0.794	-31.38489	24.05002
unemployment	240.4616	366.4839	0.66	0.513	-483.4859	964.4091
gdp	-.0482699	.0235873	-2.05	0.042	-.094864	-.0016759
inflation	-483.6108	403.0325	-1.20	0.232	-1279.756	312.5344
year_bond	-612.8277	380.6864	-1.61	0.109	-1364.831	139.1753
cpi	228.8932	206.042	1.11	0.268	-178.1195	635.9058
ip	-61.9693	35.08743	-1.77	0.079	-131.2806	7.341956
retail_index	8.542473	37.03617	0.23	0.818	-64.6183	81.70325
construction_index	-8.618108	10.49775	-0.82	0.413	-29.35523	12.11901
time	-82.43644	239.1162	-0.34	0.731	-554.7834	389.9106
t_price	291.146	116.2265	2.50	0.013	61.5536	520.7384
t_oil	-.0049589	.0026936	-1.84	0.068	-.0102797	.0003619
t_pop	.0071162	.0231115	0.31	0.759	-.038538	.0527705
t_unempl	-.4741004	.5999429	-0.79	0.431	-1.65922	.7110192
t_infl	.7866216	.686652	1.15	0.254	-.569782	2.143025
t_bond	.9815091	.608187	1.61	0.109	-.2198958	2.182914
t_cpi	-.3694054	.3454138	-1.07	0.287	-1.051731	.3129207

Πίνακας 5.5: Πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση-πρωτογενή δεδομένα.

Όπως φαίνεται παραπάνω, η παλινδρόμηση είναι συνολικά στατιστικά σημαντική (Prob>F=0.000) κι εξηγείται το 84% της μεταβλητότητας της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας (R²=0.84). Οι μεταβλητές οι οποίες είναι στατιστικά σημαντικές είναι η τιμή (B=-168.034,2, p=0.016), mhdd (B=2.59, p=0.000), mcdd (B=14.76, p=0.000), το πετρέλαιο (B=3.70, p=0.019), το ΑΕΠ (B=-0,05, p=0.042), η πολλαπλασιαστική επίδραση της τιμής με το χρόνο (B=291.15, p=0.013), καθώς και η πολλαπλασιαστική επίδραση του χρόνου με το δείκτη βιομηχανικής παραγωγής (B=0.13, p=0.047). Για την παλινδρόμηση αυτή εξήχθησαν και τα κριτήρια πληροφόρησης Akaike και Bayesian:

```
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	180	-1365.221	-1201.411	25	2452.822	2532.646

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note

Πίνακας 5.7: Κριτήρια πληροφόρησης AIC, BIC-πολλαπλή παλινδρόμηση.

Το επόμενο βήμα είναι η εφαρμογή των ελέγχων Durbin Watson, Durbin Watson alternative, Breusch-Godfrey και arch lm test. Για μηνιαία δεδομένα, ο αριθμός των υστερήσεων που χρησιμοποιείται είναι 12. Επιπλέον, αποθηκεύθηκαν τα κατάλοιπα της ανωτέρω παλινδρόμησης έτσι ώστε να εξαχθούν οι αυτοσυσχετίσεις των καταλοίπων παράλληλα με τον έλεγχο Q για αυτοσυσχέτιση.

```
. estat dwatson
```

Durbin-Watson d-statistic(25, 180) = 2.184536

Πίνακας 5.8: έλεγχος Durbin-Watson για αυτοσυσχέτιση

Τα αποτελέσματα δείχνουν πως δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση στα κατάλοιπα πρώτης τάξης, καθώς το στατιστικό durbin watson είναι κοντά στο δύο, που σημαίνει ότι το ρ είναι κοντά στο μηδέν. Για τον έλεγχο ανώτερης τάξης συσχέτιση χρησιμοποιούμε το durbin watson alternative:

. estat durbinalt, lags (1/12)

Durbin's alternative test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	2.059	1	0.1513
2	5.371	2	0.0682
3	13.663	3	0.0034
4	15.460	4	0.0038
5	17.950	5	0.0030
6	19.005	6	0.0042
7	20.225	7	0.0051
8	27.068	8	0.0007
9	34.177	9	0.0001
10	33.970	10	0.0002
11	36.645	11	0.0001
12	73.756	12	0.0000

H0: no serial correlation

Για ως δώδεκα υστερήσεις, συμβατές με μηνιαία δεδομένα, φαίνεται πως μόνο για την πρώτη και τη δεύτερη υστέρηση προκύπτει πως δεν υπάρχει αυτοσυσχέτιση, καθώς το p-value είναι άνω του 0.05. Γενικά όμως, φαίνεται πως υπάρχει αυτοσυσχέτιση στα σφάλματα, καθώς η μηδενική υπόθεση του ελέγχου απορρίπτεται και γίνεται αποδεκτή η εναλλακτική.

. estat bgodfrey, lags (1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12)

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	2.375	1	0.1233
2	6.104	2	0.0473
3	14.846	3	0.0020
4	16.717	4	0.0022
5	19.238	5	0.0017
6	20.362	6	0.0024
7	21.640	7	0.0029
8	27.991	8	0.0005
9	34.144	9	0.0001
10	34.166	10	0.0002
11	36.514	11	0.0001
12	61.249	12	0.0000

H0: no serial correlation

Πίνακας 5.9: Breusch-Godfrey test για αυτοσυσχέτιση

Ο έλεγχος Breusch-Godfrey αποδίδει παρόμοια αποτελέσματα με τον Durbin-Watson, καθώς φαίνεται πως υπάρχει αυτοσυσχέτιση στα κατάλοιπα. Επίσης, φαίνεται πως υπάρχει αυτοσυσχέτιση στα σφάλματα, καθώς η μηδενική υπόθεση του ελέγχου απορρίπτεται και γίνεται αποδεκτή η εναλλακτική.

Από τον πίνακα 5.65 γίνεται αποδεκτή η εναλλακτική υπόθεση, οπότε μπορούμε να συμπεράνουμε ότι υπάρχουν επιδράσεις ARCH.

```
. estat archlm, lags (1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12)
LM test for autoregressive conditional heteroskedasticity (ARCH)
```

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	2.117	1	0.1457
2	8.813	2	0.0122
3	10.456	3	0.0151
4	10.484	4	0.0330
5	12.315	5	0.0307
6	12.772	6	0.0468
7	12.986	7	0.0724
8	13.140	8	0.1071
9	14.434	9	0.1077
10	26.399	10	0.0032
11	29.035	11	0.0022
12	30.289	12	0.0025

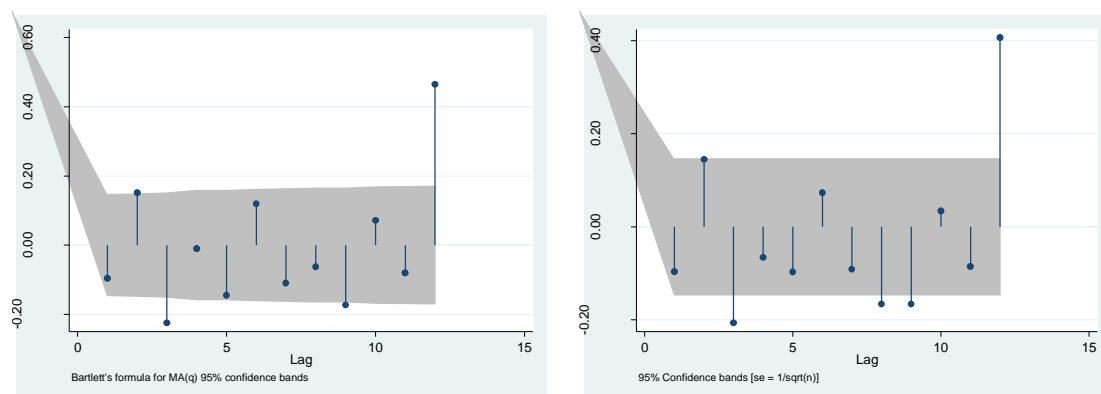
H0: no ARCH effects vs. H1: ARCH(p) disturbance

Πίνακας 5.10: Arch LM test για την ύπαρξη υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητας

```
. corrgram el_conshat, lags (12)
```

LAG	AC	PAC	Q	Prob>Q	-1	0	1	-1	0	1
					[Autocorrelation]			[Partial Autocor]		
1	-0.0956	-0.0961	1.6718	0.1960						
2	0.1517	0.1449	5.9096	0.0521						
3	-0.2255	-0.2067	15.318	0.0016						
4	-0.0099	-0.0658	15.337	0.0041						
5	-0.1446	-0.0967	19.251	0.0017						
6	0.1194	0.0735	21.936	0.0012						
7	-0.1097	-0.0916	24.213	0.0010						
8	-0.0626	-0.1660	24.96	0.0016						
9	-0.1734	-0.1659	30.722	0.0003						
10	0.0716	0.0340	31.711	0.0004						
11	-0.0802	-0.0852	32.959	0.0005						
12	0.4645	0.4064	75.034	0.0000						

Πίνακας 5.11: Διάγραμμα συσχετίσεων καταλοίπων παλινδρόμησης



Διάγραμμα 5.1: (α) Συνάρτηση αυτοσυσχετίσεων(ACF) και (β) μερικών αυτοσυσχετίσεων (PACF).

Τέλος, όπως δείχνει η συνάρτηση μερικών αυτοσυσχετίσεων των καταλοίπων, η διακύμανσή τους ξεπερνά σε κάποιες περιπτώσεις τα αποδεκτά όρια εμπιστοσύνης, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι η αυτοσυσχέτιση που παρατηρείται στις 12 υστερήσεις οφείλεται στις επιμέρους αυτοσυσχετίσεις των καταλοίπων, από περίοδο σε περίοδο. Όπως φαίνεται παραπάνω, σε κάποιες υστερήσεις δεν μπορεί να απορριφθεί η αυτοσυσχέτιση των καταλοίπων, καθώς ξεπερνούν τα κάτω και άνω όρια που έχουν τεθεί από το 95% διάστημα εμπιστοσύνης.

Όπως φαίνεται από τα παραπάνω στοιχεία, ποιοτικά τα αποτελέσματα των δυο διαφορετικών μοντέλων διατηρούν παρεμφερή επίπεδα, καθώς παρατηρείται η μεγαλύτερη πτώση στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας κατά τον Απρίλιο και η μεγαλύτερη άνοδος τον Ιούλιο. Τα δεδομένα βρίσκονται σε συνέπεια με προηγούμενες τιμές της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας τα τελευταία χρόνια, ενώ συνολικά παρατηρείται μια σταθερή διαμόρφωση της ζήτησης σε σχέση με την τελευταία τριετία. Αδιαμφισβήτητα, οι προβλέψεις που παρήχθησαν μέσω του Διανυσματικού Αυτοπαλίνδρομου μοντέλου εμφανίζουν μια μικρότερη διακύμανση της ζήτησης μέσα στο έτος. Αντίθετα, οι προβλέψεις μέσω του ARCH(12) μοντέλου, ανταποκρίνονται πιο ρεαλιστικά στην έντονη εποχικότητα της ζήτησης.

5.4 Επιλογή μοντέλου

Από την παλινδρόμηση αλλά και τους ελέγχους που παρουσιάστηκαν στην ενότητα 5.2 παρατηρούμε ότι έχουμε ενδείξεις για αυτοσυσχέτιση των καταλοίπων αλλά και για υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητα (έλεγχος arch-LM). Οι ενδείξεις αυτές, μας οδηγούν στο συμπέρασμα είναι της μορφής ARCH, καθώς όπως αναλύθηκε και στο κεφάλαιο 3.2.7.

Στην οικογένεια των ARCH μοντέλων συμπεριλαμβάνονται και τα GARCH, αλλά και μοντέλα τα οποία περιλαμβάνουν ARMA επιδράσεις. Συνεπώς, με σκοπό να εντοπίσουμε το βέλτιστο μοντέλο το οποίο προσαρμόζεται στα δεδομένα μας πρέπει να δοκιμάσουμε διαφορετικές εκδοχές των μοντέλων ARCH. Αρχικά, παρουσιάζεται το ARCH με δώδεκα υστερήσεις, οι οποίες εξήχθησαν μέσω του LM test (πίνακας 5.10). Στην συνέχεια διερευνούμε την επίδραση της διακύμανσης των καταλοίπων h_t με την δοκιμή GARCH (12) επιδράσεων. Τέλος, καθώς τα δεδομένα μας είναι μηνιαία, έχει σκοπό να συμπεριλάβουμε κι την επίδραση των τιμών των προηγούμενων παρατηρήσεων, μέσω AR (12) και MA(12) συντελεστών.

Η διαδικασία που ακολουθείτε είναι πανομοιότυπη για κάθε μοντέλο. Αρχικά προσομοιώνουμε τα δεδομένα μέσω του στατιστικού πακέτου STATA. Στην συνέχεια ελέγχουμε αν οι συντελεστές είναι στατιστικά σημαντικοί μέσω του στατιστικού P (η τιμή του δεν πρέπει να ξεπερνά το 0,05). Εάν οι συντελεστές (ARCH ή GARCH επιδράσεις) δεν προκύψουν στατιστικά σημαντικοί, τότε οφείλουμε να τροποποιήσουμε το μοντέλο. Τέλος, εξάγονται κάθε φορά τα κριτήρια πληροφόρησης (AIC και BIC) ώστε να καθορίσουμε ποιο μοντέλο προσαρμόζεται καλύτερα στα δεδομένα. Το βέλτιστο μοντέλο οφείλει να παρουσιάζει τους μικρότερους δυνατούς συντελεστές AIC και BIC.

Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι κατά την διενέργεια των προσομοιώσεων, χρησιμοποιούνται οι αρχικές μεταβλητές και όχι αυτές που τροποποιήθηκαν λόγω ύπαρξης τάσης. Άλλωστε η ορθή επιλογή των αντίστοιχων καταλοίπων κι μορφών του μοντέλου προσπαθεί ακριβώς να περιορίσει φαινόμενα τάσης και ετεροσκεδαστικότητας στα κατάλοιπα. Τέλος στηριζόμενοι στο μοντέλο που θα προσαρμοστεί καλύτερα, μπορούμε με ασφάλεια να εξάγουμε προβλέψεις για ορίζοντα δώδεκα μηνών (Ιανουάριος 2015 έως Δεκέμβριος 2015). Η διαδικασία παραγωγής προβλέψεων αναλύεται ξεχωριστά στο κεφάλαιο 5.4.

5.4.1 Μοντέλο ARCH(12)

```
ARCH family regression
```

Sample: 2000m1 - 2014m12
 Distribution: Gaussian
 Log likelihood = -1181.562

Number of obs = 180
 Wald chi2(13) = 6736.18
 Prob > chi2 = 0.0000

electr_cons	Coef.	OPG Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
electr_cons						
aver_price	-8832.152	3176.29	-2.78	0.005	-15057.57	-2606.737
mhdd	1.545547	.1613024	9.58	0.000	1.2294	1.861694
mcdd	14.65052	.3761681	38.95	0.000	13.91324	15.38779
oil_tax	.2625838	.1047266	2.51	0.012	.0573234	.4678443
population	-2.125594	.9284321	-2.29	0.022	-3.945288	-.3059007
unemployment	-49.38671	11.5553	-4.27	0.000	-72.03468	-26.73874
gdp	-.0224562	.0102226	-2.20	0.028	-.0424922	-.0024203
inflation	-45.77008	17.91129	-2.56	0.011	-80.87557	-10.66459
year_bond	-13.99621	4.389435	-3.19	0.001	-22.59935	-5.39308
cpi	53.92761	11.16886	4.83	0.000	32.03706	75.81817
ip	11.55602	1.206558	9.58	0.000	9.191209	13.92083
retail_index	6.463478	1.686511	3.83	0.000	3.157977	9.76898
construction_index	.3691985	.3252358	1.14	0.256	-.2682519	1.006649
_cons	23160.99	9520.755	2.43	0.015	4500.65	41821.32
ARCH						
arch						
l12.	1.049808	.2268111	4.63	0.000	.6052661	1.494349
_cons	7873.602	2170.11	3.63	0.000	3620.266	12126.94

Πίνακας 5.12: Παλινδρόμηση ARCH (12)

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν πως η επίδραση του συντελεστή ARCH (12) είναι στατιστικά σημαντική. Το αποτέλεσμα αυτό, επιβεβαιώνει την ορθή επιλογή των στατιστικών μοντέλων ARCH για την διαμόρφωση του μεσοπρόθεσμου μοντέλου ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Παρότι η ένταξη των ARCH καταλοίπων στο μοντέλο παρουσιάζεται στατιστικά ορθή, το γεγονός αυτό δεν θα πρέπει να μεταφράζεται ότι και το παρών μοντέλο αποτελεί το βέλτιστο. Γι τον λόγο αυτό άλλωστε, επιχειρούμε και τις δοκιμές των υπολοίπων μοντέλων. Τα κριτήρια προσαρμογής AIC και BIC παρουσιάζονται στον πίνακα 5.13.

```
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	180	.	-1181.562	16	2395.124	2446.211

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note

Πίνακας 5.13: Κριτήρια πληροφόρησης για ARCH (12)

5.4.2 Μοντέλο ARCH(12), GARCH(12)

		OPG			
electr_cons	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Sample: 2000m1 - 2014m12					
Distribution: Gaussian				Number of obs =	180
Log likelihood = -1175.736				Wald chi2(13) =	2428.35
				Prob > chi2 =	0.0000
electr_cons					
aver_price	-7147.155	2600.285	-2.75	0.006	-12243.62 -2050.689
mhdd	1.494945	.1505539	9.93	0.000	1.199865 1.790025
mcdd	13.20095	.4452181	29.65	0.000	12.32834 14.07356
oil_tax	.3699454	.0992288	3.73	0.000	.1754605 .5644302
population	-.2263432	.8567628	-0.26	0.792	-1.905567 1.452881
unemployment	-34.65445	8.789437	-3.94	0.000	-51.88143 -17.42747
gdp	-.0266006	.009459	-2.81	0.005	-.04514 -.0080613
inflation	-29.64824	14.67024	-2.02	0.043	-58.40137 -.8951023
year_bond	-14.23534	3.293172	-4.32	0.000	-20.68984 -7.780839
cpi	29.53902	8.757862	3.37	0.001	12.37392 46.70411
ip	4.433705	2.091508	2.12	0.034	.3344246 8.532985
retail_index	6.022329	1.639589	3.67	0.000	2.808795 9.235864
construction_index	.721908	.2651287	2.72	0.006	.2022652 1.241551
_cons	4985.826	8752.314	0.57	0.569	-12168.4 22140.05
ARCH					
arch					
L12.	.999194	.2213213	4.51	0.000	.5654122 1.432976
garch					
L12.	.1607727	.1236074	1.30	0.193	-.0814933 .4030387
_cons	3494.513	2003.079	1.74	0.081	-431.4499 7420.475

Πίνακας 5.14: Παλινδρόμηση με ARCH (12), GARCH (12)

Όπως φαίνεται παραπάνω, ο συντελεστής του GARCH (12) δεν είναι στατιστικά σημαντικός, κάτι που ενδεχομένως υποδηλώνει πως θα πρέπει να εξαχθεί μετά από το μοντέλο ($p=0.19$). Υπενθυμίζουμε ότι σκοπός της στατιστικής ανάλυσης της παρούσας μελέτης, αποτελεί αφενός η βέλτιστη προσαρμογή των δεδομένων, αφετέρου η παρουσίαση ενός όσο πιο απλού μοντέλου. Από τον πίνακα 5.15, παρατηρούμε ότι οι δείκτες AIC και BIC είναι χαμηλότεροι. Παρόλα αυτά, η έλλειψη στατιστικής σημαντικότητας για τον συντελεστή GARCH(12) μας οδηγεί να απορρίψουμε το συγκεκριμένο μοντέλο.

```
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	180	.	-1175.736	17	2385.472	2439.753

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note

Πίνακας 5.15: Κριτήρια πληροφόρησης για ARCH (12), GARCH (12)

5.4.3 Μοντέλο ARCH(12), GARCH(12), AR(12), MA (1,12)

ARCH family regression -- ARMA disturbances

```

Sample: 2000m1 - 2014m12          Number of obs   =      180
Distribution: Gaussian            Wald chi2(16)   =    28047.20
Log likelihood = -1129.632        Prob > chi2     =      0.0000
    
```

electr_cons	OPG					[95% Conf. Interval]
	Coef.	Std. Err.	z	P> z		
electr_cons						
aver_price	416.3525	2216.143	0.19	0.851	-3927.207	4759.912
mhdd	1.930945	.1539133	12.55	0.000	1.62928	2.232609
mcdd	9.855717	.536605	18.37	0.000	8.803991	10.90744
oil_tax	.4063491	.0776221	5.23	0.000	.2542127	.5584856
population	1.387713	.7260281	1.91	0.056	-.0352757	2.810702
unemployment	-6.593738	8.614011	-0.77	0.444	-23.47689	10.28941
gdp	.0138823	.0071657	1.94	0.053	-.0001623	.0279268
inflation	6.717656	11.9229	0.56	0.573	-16.6508	30.08612
year_bond	-2.48131	2.876286	-0.86	0.388	-8.118727	3.156107
cpi	-1.384669	8.752935	-0.16	0.874	-18.54011	15.77077
ip	-.5212519	1.931036	-0.27	0.787	-4.306012	3.263508
retail_index	-2.53428	1.672123	-1.52	0.130	-5.81158	.7430201
construction_index	1.553106	.2431051	6.39	0.000	1.076629	2.029584
_cons	-12278.68	7394.68	-1.66	0.097	-26771.98	2214.629

Πίνακας 1.16: Παλινδρόμηση ARCH (12) GARCH (12) AR(12), MA (1, 12)

Στον μοντέλο που παρουσιάζεται στον πίνακα 5.16, δοκιμάζουμε όλες τις υποψήφιες επιδράσεις των μεταβλητών, με βάση τα κριτήρια παλινδρόμησης που μελετήθηκαν στην ενότητα 5.2. Όπως φαίνεται παραπάνω, πράγματι η επίδραση του AR (12) είναι σημαντική ($p=0.000$), καθώς και του MA (12) ($p=0.000$), γεγονός το οποίο μας οδηγεί σε επιλογή μοντέλου με ARMA επιδράσεις. Όπως και πριν, η επίδραση του ARCH (12) είναι σημαντική ($p=0.000$), ενώ του GARCH (12) όχι ($p=0.73$).

```

. estat ic
-----
Akaike's information criterion and Bayesian information criterion
-----+-----
| Model | Obs | ll (null) | ll (model) | df | AIC | BIC |
-----+-----
| . | 180 | . | -1129.632 | 20 | 2299.264 | 2363.123 |
-----+-----

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note
    
```

Πίνακας 5.17: Κριτήρια πληροφόρησης ARCH (12) GARCH (12) AR(12), MA(1, 12)

5.4.4 Μοντέλο ARCH(12), ARMA(12,12)

Έχοντας δοκιμάσει μοντέλα, τα οποία περιλαμβάνουν όλους τους πιθανούς συνδυασμούς επιδράσεων που προέκυψαν με βάση τους στατιστικούς ελέγχους της παλινδρόμησης, δοκιμάζουμε τέλος, το μοντέλο των οποίων οι συντελεστές παρουσιάστηκαν στατιστικά σημαντική σε όλες τις προηγούμενες μοντελοποιήσεις. Αυτό περιλαμβάνει επιδράσεις ARCH(12) καθώς και ARMA(12,12). Τα αποτελέσματα του μοντέλου παρουσιάζονται στον πίνακα 56, ενώ παρατηρούμε ότι οι επιλεγόμενες υστερήσεις προκύπτουν όλες στατιστικά ορθές.

ARCH family regression -- ARMA disturbances						
Sample: 2000m1 - 2014m12		Number of obs = 180				
Distribution: Gaussian		Wald chi2(15) = 28490.63				
Log likelihood = -1131.624		Prob > chi2 = 0.0000				
electr_cons	Coef.	OPG Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
electr_cons						
aver_price	-3320.044	2565.292	-1.29	0.196	-8347.924	1707.835
mhdd	2.029776	.1510742	13.44	0.000	1.733676	2.325876
mcdd	11.57007	.5457722	21.20	0.000	10.50038	12.63976
oil_tax	.4819338	.075695	6.37	0.000	.3335744	.6302933
population	.0394715	.7719005	0.05	0.959	-1.473426	1.552369
unemployment	-24.83616	8.790024	-2.83	0.005	-42.06429	-7.60803
gdp	.0107129	.0077556	1.38	0.167	-.0044878	.0259137
inflation	-11.46665	12.97452	-0.88	0.377	-36.89623	13.96294
year_bond	-7.838139	3.145019	-2.49	0.013	-14.00226	-1.674015
cpi	20.49543	9.589585	2.14	0.033	1.700192	39.29068
ip	1.7674	1.704386	1.04	0.300	-1.573136	5.107936
retail_index	-3.316685	1.605183	-2.07	0.039	-6.462785	-.1705839
construction_index	1.312577	.2710185	4.84	0.000	.7813906	1.843764
_cons	1179.067	7846.423	0.15	0.881	-14199.64	16557.77
ARMA						
ar						
L12.	1.096177	.0129917	84.38	0.000	1.070714	1.12164
ma						
L12.	-.8885056	.0475199	-18.70	0.000	-.9816429	-.7953683
ARCH						
arch						
L12.	.9284492	.2494789	3.72	0.000	.4394794	1.417419
_cons	6746.417	1853.951	3.64	0.000	3112.739	10380.1

Πίνακας 5.18: Παλινδρόμηση ARCH (12), ARMA(12,12)

Τέλος τα κριτήρια πληροφόρησης AIC και BIC για το παραπάνω μοντέλο, παρουσιάζονται στον πίνακα 5.19.

```
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	180	.	-1131.624	18	2299.249	2356.722

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note

Πίνακας 5.19: Κριτήρια πληροφόρησης ARCH (12), ARMA(12,12)

5.5 Σύνοψη αποτελεσμάτων-Επιλογή μοντέλου πρόβλεψης

Έχοντας προσομοιώσει τα δεδομένα μας με τέσσερα διαφορετικά μοντέλα, οφείλουμε να εξετάσουμε τους δείκτες πληροφόρησης κάθε μοντέλου και να καταλήξουμε σε αυτό το οποίο είναι αφενός στατιστικά ορθό και αφετέρου παρουσιάζει τους χαμηλότερους δείκτες AIC και BIC. Στατιστικά ορθό, θα ήταν να λάβουμε υπόψη μόνο τα μοντέλα των οποίων οι συντελεστές είναι στατιστικά σημαντικοί, αλλά για λόγους πληρότητας παρουσιάζονται και τα τέσσερα υπό εξέταση μοντέλα. Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα της παραπάνω ανάλυσης παρουσιάζονται στον πίνακα 58.

Πίνακας 5.20: Κριτήρια Πληροφόρησης AIC, BIC για τα τέσσερα υπό εξέταση μοντέλα.

Μοντέλο	AIC	BIC
ARCH [12]	2395.125	2446.211
ARCH[12] GARCH[12]	2385.472	2439.753
ARCH[12] GARCH[12] AR-MA[12,12]	2299.264	2363.123
ARCH[12] ARMA[12,12]	2299.249	2536.722

Από τα παραπάνω δεδομένα, γίνεται εμφανές ότι το μοντέλο που πρέπει να επιλέξουμε είναι το ARCH[12] ARMA[12,12]. Το συγκεκριμένο μοντέλο παρουσιάζει στατιστικά σημαντικές υστερήσεις καθώς και τους χαμηλότερους δείκτες AIC και BIC. Με βάση τη θεωρία για τα μοντέλα αυτά, το τελικό μας μοντέλο έχει την εξής μορφή:

$$\begin{aligned} \text{Κατα ν.ηλ.εν}_t = & -3.320\text{τιμη}_t + 1.09\text{κατα ν.ηλ.εν}_{t-12} + 2.03\text{mhdd}_t + 11.57\text{mcdd}_t \\ & + 0.48\text{πετρέλαιο}_t + 0.04\text{πληθυσμός}_t - 24.84\text{ανεργία}_t + 0.01\text{ΑΕΠ}_t - 11.47\text{πληθωρ}_t \\ & - 7.84\text{ομόλογα}_t + 20.5\Delta\text{TK} + 1.77\text{IP}_t - 3.32\text{retail}_t + 1.31\text{construction}_t + e_t - 0.89e_{t-12} \end{aligned}$$

Με διακύμανση των καταλοίπων:

$$\sigma_t^2 = 6.746,42 + 0.93e^2_{t-12}$$

5.6 Δυναμικό Αυτοπαλίνδρομο Μοντέλο

Από τους ελέγχους παλινδρόμησης που πραγματοποιήθηκαν στο κεφάλαιο 5.2 παρατηρήσαμε ότι υπάρχει αυτοσυσχέτιση στα κατάλοιπα ενώ ταυτόχρονα όλες οι μεταβλητές είναι στάσιμες. Μια εναλλακτική προσέγγιση ανάλυσης της αγοράς ηλεκτρικής ενέργειας και παραγωγής δυναμικών προβλέψεων, η οποία χρησιμοποιείται ευρύτατα στην βιβλιογραφία αφορά στην μοντελοποίηση των μεταβλητών μέσω ενός Δυναμικού Αυτοπαλίνδρομου μοντέλου. Η βασική θεωρία χρήσης του μοντέλου παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 3.2.11.

Η διαδικασία μοντελοποίησης της μεσοπρόθεσμης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας με χρήση ενός Δυναμικού Αυτοπαλίνδρομου μοντέλου, ακολουθεί παρόμοια βήματα με εκείνα που αναπτύχθηκαν στα εδάφια 5.2-5.4. Αρχικά πρέπει να καθορίσουμε τον βαθμό υστερήσεων που θα χρησιμοποιηθούν για κάθε μεταβλητή. Τα αποτελέσματα του ελέγχου παρουσιάζονται στον πίνακα 5.21 , ενώ παρατηρούμε ότι τρία από τα τέσσερα κριτήρια που προσφέρονται από το στατιστικό πρόγραμμα, καθορίζουν σημαντικές τέσσερις υστερήσεις για κάθε μεταβλητή.

```
. varsoc electr_cons aver_price mhdd mcdd oil_tax population unemployment gdp inflation year_bond cpi ip retail_index construction_index

Selection-order criteria
Sample: 2000m5 - 2014m12          Number of obs   =         176

lag   LL        LR      df    p      FPE        AIC      HQIC      SBIC
-----
0     -9609.85                         1.7e+30  109.362  109.464  109.614
1     -7076.94  5065.8  196  0.000  5.1e+18  82.8061  84.3405  86.5891*
2     -6676.42  801.03  196  0.000  5.2e+17  80.4821  83.4485  87.7958
3     -6278.7   795.46  196  0.000  5.8e+16  78.1897  82.5882*  89.0342
4     -6018.02  521.36* 196  0.000  3.4e+16* 77.4548* 83.2853  91.83

Endogenous:  electr_cons aver_price mhdd mcdd oil_tax population
             unemployment gdp inflation year_bond cpi ip retail_index
             construction_index

Exogenous:   _cons
```

Πίνακας 5.21: Επιλογή βέλτιστων υστερήσεων για το VAR

Στον πίνακα 5.22 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του διανυσματικού αυτοπαλίνδρομου μοντέλου, με εξαρτημένη μεταβλητή την κατανάλωση ενέργειας κι ανεξάρτητες υστερήσεις της κατανάλωσης ενέργειας και των άλλων ανεξάρτητων μεταβλητών. Ουσιαστικά πρόκειται για ένα μοντέλο VAR(4), καθώς για κάθε μεταβλητή έχουν συμπεριληφθεί τέσσερις υστερήσεις.

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
electr_cons					
electr_cons					
L1.	.435073	.0991429	4.39	0.000	.2407564 .6293896
L2.	.4063452	.117634	3.45	0.001	.1757869 .6369035
L3.	-.1763828	.0997461	-1.77	0.077	-.3718816 .019116
L4.	-.1487265	.1099161	-1.35	0.176	-.3641581 .0667052
aver_price					
L1.	23151.69	30261.56	0.77	0.444	-36159.87 82463.26
L2.	-72757.19	53169.74	-1.37	0.171	-176968 31453.58
L3.	78778.44	52287.3	1.51	0.132	-23702.78 181259.7
L4.	-44779.07	27956.98	-1.60	0.109	-99573.74 10015.61
mhdd					
L1.	-.2299724	.4820076	-0.48	0.633	-1.17469 .7147452
L2.	-2.495249	.5232747	-4.77	0.000	-3.520848 -1.469649
L3.	.1681059	.5217597	0.32	0.747	-.8545242 1.190736
L4.	.6641126	.4787725	1.39	0.165	-.2742642 1.602489
mddd					
L1.	-4.009603	1.733129	-2.31	0.021	-7.406474 -.6127323
L2.	-5.434579	1.745696	-3.11	0.002	-8.856081 -2.013078
L3.	-1.949596	1.720214	-1.13	0.257	-5.321153 1.421961
L4.	3.413059	1.763447	1.94	0.053	-.0432327 6.869351
oil_tax					
L1.	-.2988782	.270956	-1.10	0.270	-.8299421 .2321857
L2.	1.054757	.2721105	3.88	0.000	.5214299 1.588083
L3.	-1.015596	.285895	-3.55	0.000	-1.57594 -.4552521
L4.	.1659544	.2428032	0.68	0.494	-.3099311 .6418398
ip					
L1.	11.53779	4.410965	2.62	0.009	2.892459 20.18312
L2.	-6.218011	4.498795	-1.38	0.167	-15.03549 2.599466
L3.	-5.199635	4.094208	-1.27	0.204	-13.22413 2.824864
L4.	-.7968796	4.364776	-0.18	0.855	-9.351682 7.757923
retail_index					
L1.	11.31193	3.372826	3.35	0.001	4.701315 17.92255
L2.	-5.957195	3.095777	-1.92	0.054	-12.02481 .1104166
L3.	18.44764	3.225506	5.72	0.000	12.12576 24.76952
L4.	-6.115789	3.45731	-1.77	0.077	-12.89199 .6604138
construction_index					
L1.	-1.951612	.8984175	-2.17	0.030	-3.712478 -.1907466
L2.	2.599944	1.111956	2.34	0.019	.4205494 4.779338
L3.	-.1729317	1.171087	-0.15	0.883	-2.46822 2.122356
L4.	-.2912452	.8977975	-0.32	0.746	-2.050896 1.468406
_cons	2666.133	19390.03	0.14	0.891	-35337.63 40669.89

Πίνακας 5.22: Αποτελέσματα Διανυσματικού αυτοπαλίνδρομου μοντέλου

Για να μπορέσουμε όμως να εξάγουμε συμπεράσματα και να παράγουμε προβλέψεις από την παραπάνω προσομοίωση, πρέπει να γίνει ο έλεγχος σταθερότητας.

```
. varstable
```

Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
.9952769 + .01741261i	.995429
.9952769 - .01741261i	.995429
.8600901 + .4954792i	.9926
.8600901 - .4954792i	.9926
.9765933 + .0808065i	.979931
.9765933 - .0808065i	.979931
.4912889 + .8466754i	.978889
.4912889 - .8466754i	.978889
.9536798	.95368
.001787 + .9517237i	.951725
.001787 - .9517237i	.951725
-.9506433	.950643
-.4742404 + .8104659i	.93902
-.4742404 - .8104659i	.93902
-.8041989 + .4768431i	.934941
-.8041989 - .4768431i	.934941
.8503818 + .09249273i	.855397
.8503818 - .09249273i	.855397
.8231244 + .1759793i	.841726
.8231244 - .1759793i	.841726
.7576251 + .3407467i	.830725
.7576251 - .3407467i	.830725
-.3302705 + .6635524i	.741202
-.3302705 - .6635524i	.741202
.6321121 + .3810685i	.738091
.6321121 - .3810685i	.738091
.4485105 + .5861223i	.738039
.4485105 - .5861223i	.738039
.341089 + .6179423i	.705829
.341089 - .6179423i	.705829
.2111317 + .66636i	.699008
.2111317 - .66636i	.699008
-.6878668	.687867
-.13976 + .6691203i	.68356
-.13976 - .6691203i	.68356
-.4497017 + .5029261i	.67466
-.4497017 - .5029261i	.67466
-.6608875 + .08700683i	.66659
-.6608875 - .08700683i	.66659
.6617422	.661742
-.6167615 + .1584364i	.636786
-.6167615 - .1584364i	.636786
-.286029 + .5683569i	.636272
-.286029 - .5683569i	.636272
-.5200157 + .3142274i	.607581
-.5200157 - .3142274i	.607581
.4191958 + .4282649i	.59928
.4191958 - .4282649i	.59928
.5959358	.595936
.1158362 + .567823i	.579518
.1158362 - .567823i	.579518
.4236191 + .1429427i	.447086
.4236191 - .1429427i	.447086
-.2669502 + .3167569i	.414243
-.2669502 - .3167569i	.414243
.1286827	.128683

All the eigenvalues lie inside the unit circle.

Πίνακας 5.23: Έλεγχος σταθερότητας VAR

Προκύπτει από τον πίνακα 5.23 πως όλες οι ιδιοτιμές είναι κάτω της μονάδας κι άρα εξασφαλίζεται η σταθερότητα. Το επόμενο βήμα ήταν να δημιουργήσουμε προβλέψεις για ορίζοντα 12 μηνών, αλλά και να κάνουμε έλεγχο αιτιότητας κατά Granger για να δούμε κατά πόσο παρελθούσες τιμές των μεταβλητών προσδιορίζουν μελλο-

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
electr_cons	aver_price	10.028	4	0.040
electr_cons	mhdd	35.735	4	0.000
electr_cons	mcdd	23.558	4	0.000
electr_cons	oil_tax	21.756	4	0.000
electr_cons	population	9.6532	4	0.047
electr_cons	unemployment	3.7224	4	0.445
electr_cons	gdp	6.4388	4	0.169
electr_cons	inflation	5.6012	4	0.231
electr_cons	year_bond	26.938	4	0.000
electr_cons	cpi	19.952	4	0.001
electr_cons	ip	12.239	4	0.016
electr_cons	retail_index	52.982	4	0.000
electr_cons	construction_in~x	7.2557	4	0.123
electr_cons	ALL	812.83	52	0.000

ντικές.

Πίνακας 5.24: Έλεγχος αιτιότητας κατά Granger

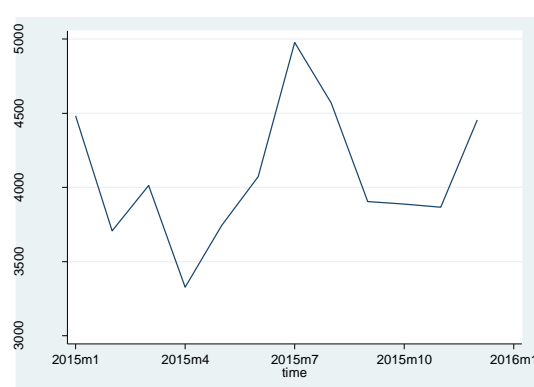
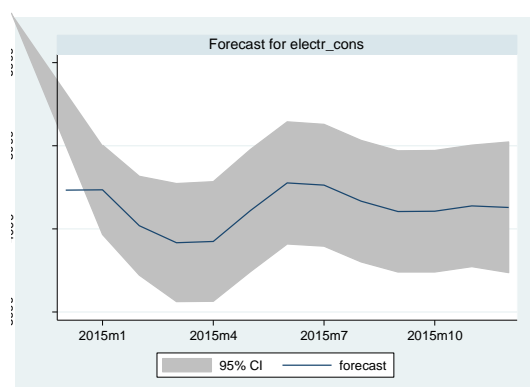
Όπως φαίνεται παραπάνω, οι μεταβλητές οι οποίες μπορούν να προβλέψουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας είναι η τιμή ($p=0.04$), mhdd ($p=0.000$), mcdd ($p=0.000$), population ($p=0.047$), 10-yearbond ($p=0.000$), cpi ($p=0.001$), ip ($p=0.016$), retailindex ($p=0.000$). Συνολικά, όλες οι μεταβλητές μπορούν να προβλέψουν την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας ($p=0.000$). Επομένως, αυτές τις μεταβλητές θα χρησιμοποιήσουμε στο Διανυσματικό Αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα ώστε να παράγουμε προβλέψεις.

5.7 Παραγωγή μεσοπρόθεσμης πρόβλεψης ζήτησης ηλεκτρικού φορτίου

Για την παραγωγή μεσοπρόθεσμων προβλέψεων για τους επόμενους δώδεκα μήνες χρησιμοποιηθήκαν τα δύο μοντέλα που κατέληξε η ανάλυση των παραπάνω κεφαλαίων. Και στις δυο περιπτώσεις, η διαδικασία της πρόβλεψης είναι δυναμική, με την έννοια ότι κάθε μεταβλητή επεκτείνεται στο μέλλον αυτοτελώς με βάση τον βέλτιστο αριθμό υστερήσεων που απαιτούνται (12 για το μοντέλο ARCH και 4 για το μοντέλο VAR).

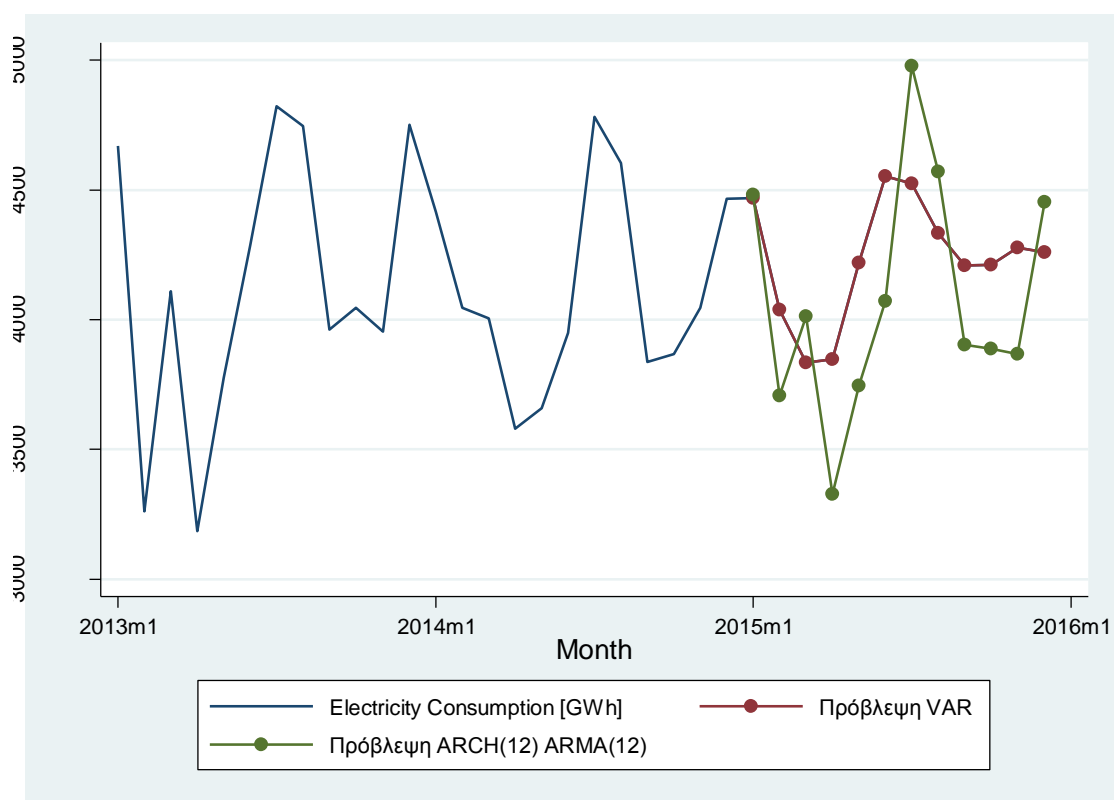
Όπως αναφέρθηκε κι στο κεφάλαιο 3.2 συγκριτικό πλεονέκτημα της μεθόδου ανάλυσης χρονοσειρών σε σχέση με τα μοντέλα παλινδρόμησης είναι το γεγονός ότι δεν απαιτείται η συλλογή δεδομένων για την διαδικασία παραγωγής προβλέψεων. Στον πίνακα 5.25 παρουσιάζονται οι προβλεπόμενες μηνιαίες τιμές όπως προέκυψαν από τα δύο μοντέλα.

Πίνακας 5.25 : Αποτελέσματα πρόβλεψης μεσοπρόθεσμης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας		
Μήνας	Διανυσματικό Αυτοπαλίνδρομο μοντέλο	Μοντέλο ARCH(12) ARMA(12,12)
Ιανουάριος	4468.53	4481.53
Φεβρουάριος	4038.13	3706.33
Μάρτιος	3834.71	4013.15
Απρίλιος	3847.98	3327.18
Μάιος	4219.64	3744.39
Ιούνιος	4551.93	4072.44
Ιούλιος	4525.08	4977.12
Αύγουστος	4334.16	4569.93
Σεπτέμβριος	4209.75	3904.31
Οκτώβριος	4211.59	3888.20
Νοέμβριος	4277.47	3867.53
Δεκέμβριος	4258.88	4454.16



Διάγραμμα 5.2: Μεσοπρόθεσμη πρόβλεψη με χρήση (α)VAR (b) ARCH(12)

Όπως φαίνεται από τα παραπάνω στοιχεία, ποιοτικά τα αποτελέσματα των δυο διαφορετικών μοντέλων διατηρούν παρεμφερή επίπεδα, καθώς παρατηρείται η μεγαλύτερη πτώση στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας κατά τον Απρίλιο και η μεγαλύτερη άνοδος τον Ιούλιο. Τα δεδομένα βρίσκονται σε συνέπεια με προηγούμενες τιμές της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας τα τελευταία χρόνια, ενώ συνολικά παρατηρείται μια σταθερή διαμόρφωση της ζήτησης σε σχέση με την τελευταία τριετία. Αδιαμφισβήτητα, οι προβλέψεις που παρήχθησαν μέσω του Διανυσματικού Αυτοπαλίνδρομου μοντέλου εμφανίζουν μια μικρότερη διακύμανση της ζήτησης μέσα στο έτος. Αντίθετα, οι προβλέψεις μέσω του ARCH(12) μοντέλου, ανταποκρίνονται πιο ρεαλιστικά στην έντονη εποχικότητα της ζήτησης.



ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Συμπεράσματα και Προοπτικές

6.1 Συμπεράσματα

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την ολοκλήρωση τόσο της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, όσο και της προσομοίωσης των δεδομένων είναι τα εξής:

- Παρατηρείται μεγάλη βιβλιογραφική ποικιλομορφία στην προσέγγιση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας. Οι διαφοροποιήσεις των μελετών μπορούν να καταγραφούν με βάση τον χρονικό ορίζοντα πρόβλεψης, την μαθηματική μέθοδο μοντελοποίησης καθώς και τους προσδιοριστικούς παράγοντες που επιδρούν στην διαμόρφωση της ζήτησης. Η πιο δημοφιλής μαθηματική μεθοδολογική προσέγγιση, ανήκει στον ευρύτερη οικογένεια ανάλυσης χρονοσειρών. Στην κατηγορία αυτή, εμπεριέχονται μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν αυτοπαλίνδρομα (AR,ARMA), διανυσματικά αυτοπαλίνδρομα μοντέλα (VAR), διανυσματικά μοντέλα διόρθωσης λαθών (VECM) καθώς και μεθόδους συνολοκλήρωσης (Cointegration techniques). Οι πιο συνήθης προσδιοριστικοί παράγοντες, αφορούν την τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας και το εισόδημα, το οποίο συνήθως μοντελοποιείται μέσω του ΑΕΠ. Οι μελέτες εντοπίζουν μια θετικά ελαστική σχέση με το εισόδημα (ειδικά στην μοντελοποίηση της οικιακής ζήτησης) και μια ανελαστική ή αρνητικά ελαστική σχέση με την τιμή. Η επίδραση του καιρού μέσω της ανάλυσης των θερμοημερών και ψυχροημερών, φαίνεται να έχει την μεγαλύτερη επίδραση στην βραχυπρόθεσμη ανάλυση ή πρόβλεψη της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.
- Για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα, οι προσδιοριστικοί παράγοντες που εντοπίστηκαν να επιδρούν στην διαμόρφωση της μακροπρόθεσμης ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, αφορούν το εισόδημα και τον καιρό. Για την ακρίβεια, παρατηρείται μια θετικά ανελαστική σχέση με το ΑΕΠ(+0,035), η οποία βρίσκεται εντός των βιβλιογραφικών ορίων τόσο για την Ευρώπη όσο και για την Ελλάδα [σύνηθες εύρος τιμών +0 έως +0,5]. Παρατηρούμε λοιπόν, ότι η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας δεν επιδρά στην διαμόρφωση της ζήτησης, αποτέλεσμα συμβατό με πληθώρα μελετών. Αυτό συνεπάγεται ότι η πολιτεία οφείλει να εφαρμόσει εναλλακτικές πολιτικές μείωσης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς τιμολογιακές αυξήσεις δεν θα επιφέρουν τα επιθυμητά αποτελέσματα.
- Τέλος, αναφορικά με την μεσοπρόθεσμη ανάλυση της αγοράς, η έννοια της εποχικότητας αποτελεί το ειδοποιόν στοιχείο που διαφοροποιεί τους προσδιοριστικούς παράγοντες της ζήτησης. Μεγέθη με πιο έντονη μεταβλητότητα, όπως τα καιρικά φαινόμενα και η ανεργία εντοπίζονται ως στατιστικά σημαντικά. Αξίζει να σημειωθεί ότι, ο σημαντικότερος προσδιοριστικός παράγοντας που επιδρά στην διαμόρφωση της μεσοπρόθεσμης ζήτησης, είναι η πωλήσεις στον τομέα του λιανικού εμπορίου και των υπηρεσιών. Το μέγεθος αυτό, αφενός αποτελεί σημαντικό δείκτη του οικονομικού περιβάλλοντος, αφετέρου αντικατοπτρίζει έντονα την επίδραση του τουρισμού στην οικονομία.

6.2 Προοπτικές επέκτασης της μελέτης

Η μελέτη που παρουσιάστηκε, προσπαθεί να καλύψει ένα μεγάλο εύρος ζητημάτων τόσο στην βιβλιογραφική ανάλυση όσο και στην μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας για το ελληνικό διασυνδεδεμένο σύστημα. Παρόλα αυτά, καθώς το ζήτημα της πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας είναι πολυδιάστατο, η ερευνητική εργασία μπορεί να αποτελέσει έρρισμα για επέκταση της μελέτης σε διαφορετικά επίπεδα. Αρχικά, αναφορικά με την μοντελοποίηση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας στην Ελλάδα, σημαντική ανάλυση μπορεί να πραγματοποιηθεί σε βραχυπρόθεσμη κλίμακα. Ο ΑΔΜΗΕ, δημοσιεύει τα τελευταία χρόνια ωριαία στοιχεία της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας καθώς κι ημερήσιες προβλέψεις φορτίου για την επόμενη ημέρα, γεγονός που φανερώνει ένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για την παραγωγή ορθών βραχυπρόθεσμων προβλέψεων. Επομένως, η παρούσα μελέτη μπορεί να επεκταθεί μέσω ένταξης της βραχυπρόθεσμης ανάλυσης και πρόβλεψης της ζήτησης.

Μεγαλύτερο όμως ερευνητικό ενδιαφέρον, παρουσιάζει η διερεύνηση νέων προσδιοριστικών παραγόντων της ζήτησης. Καθώς το ζήτημα της πρόβλεψης ηλεκτρικής ενέργειας θεωρείται σχετικά πρόσφατο για την απελευθερωμένη ελληνική αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, υπάρχει πληθώρα παραγόντων που ενδέχεται να επηρεάσουν την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας τόσο μακροπρόθεσμα όσο και μεσοπρόθεσμα. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον, παρουσιάζει η μελέτη της επίδρασης της αυξανόμενης περιβαλλοντικής συνείδησης από τους Έλληνες καταναλωτές. Μόλις το 2012, ξεκίνησε η ΕΛΣΤΑΤ να καταγράφει την ενεργειακή συμπεριφορά των καταναλωτών, οπότε να υπάρχουν ποσοτικοποιημένες οι έννοιες της εξοικονόμησης ενέργειας. Επίσης, επέκταση της μελέτης θα μπορούσε να αποτελέσει η σύγκριση των προσδιοριστικών παραγόντων της ζήτησης για την ελληνική αγορά με άλλες οικονομίες οι οποίες βρέθηκαν σε αντίστοιχο περιβάλλον οικονομικής πίεσης, όπως η Ιταλία και η Πορτογαλία.

Τέλος, η σημαντικότερη διαφοροποίηση της μελέτης, θα μπορούσε να προκύψει από την προσέγγιση του μαθηματικού μοντέλου μέσω μη-γραμμικών μεθόδων ανάλυσης. Η πολυκριτηριακή ανάλυση συγκεκριμένα, θα μπορούσε να δώσει αντίστοιχα βάρη σε πιο σύγχρονη στατιστική πληροφορία των εκάστοτε μεταβλητών και επομένως να γίνει πιο εμφανής η επίδραση της οικονομικής κρίσης στην τελική μείωση της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας.

Βιβλιογραφία

- [1] Adom, P.K., Bekoe,W., Akoena,S.K.K., 2012. Modelling aggregate domestic electricity demand in Ghana: an autoregressive distributed lag bounds cointegration approach. *Energy Policy* 42, 530–537.
- [2] Adom P.K., Bekoe W., 2013. Modelling electricity demand in Ghana revisited: The role of policy regime changes. *Energy Policy* 61, 42-50
- [3] Ahmed T., Muttaqi A., Agalgaonkar P., 2012. Climate change impacts on electricity demand in the State of New South Wales, Australia. *Applied Energy* 98, 376-383.
- [4] Alberini A., Filippini M., 2011. Response of residential electricity demand to price: The effect of measurement error. *Energy Economics* 33, 889-895.
- [5] Amarawickrama H.A., Hunt L.C., 2008. Electricity demand for Sri Lanka: A time series analysis. *Energy* 33, 724-739.
- [6] Amjadi M.H., Nezamabadi-pour H., 2010. Estimation of electricity demand of Iran using two heuristic algorithms. *Energy Conversion and Management* 51, 493-497.
- [7] Amusa H., Amusa K., Mabugu R., 2009. Aggregate demand for electricity in South Africa: An analysis using the bounds testing approach to cointegration. *Energy Policy* 37, 4167-4175.
- [9] An N., Zhao W., Wang J., Shang D., Zhao E., 2013. Using multi-output feedforward neural network with empirical mode decomposition based signal filtering for electricity demand forecasting. *Energy* 49, 279-288.
- [11] Apadula F., Bassini A., Elli A., Simone S., 2012. Relationships between meteorological variables and monthly electricity demand. *Applied Energy* 98, 348-356.
- [12] Arisoy I., Ozturk I., 2014. Estimating industrial and residential electricity demand in Turkey: A time varying parameter approach. *Energy* 66, 959-964.
- [13] Arthur M.d.F.S.R., Bond C.A., Wilson B., 2012. Estimation of elasticities for domestic energy demand in Mozambique. *Energy Economics* 34, 398-409.
- [14] Atakhanova Z., Howie P., 2007. Electricity demand in Kazakhstan. *Energy Policy* 35, 3729-3743.
- [15] Athkoral P.P.A.W., Wilson C., 2010. Estimating short and long-term residential demand for electricity: New evidence from Sri Lanka. *Energy Economics* 32, 534-540.

- [16] Azvedo I.M.L., Granger M., Lave L., 2011. Residential and regional electricity consumption in the U.S. and EU: How much will higher prices reduce CO2 emissions? *The Electricity Journal* 24, 21-29.
- [18] Beenstock M., Golding E., Nabot D., 1999. The demand for electricity in Israel. *Energy Economics* 21, 168-183.
- [19] Bentzen J., Engsted T., 1993. Short- and long-run elasticities in energy demand: A cointegration approach. *Energy Economics*, 9-16.
- [20] Bentzen J., Engsted T., 2001. A revival of the autoregressive distributed lag model in estimating energy demand relationships. *Energy* 26, 45-55.
- [21] Bessec M., Fouquau J., 2008. The non-linear link between electricity consumption and temperature in Europe: A threshold panel approach. *Energy Economics* 30, 2705-2721.
- [23] Bjorner T., Togeby M., Jensen H.H., 2001. Industrial companies' demand for electricity: evidence from a micropanel. *Energy Economics* 23, 595-617.
- [24] Blazquez L., Boogen N., Filippini M., 2013. Residential electricity demand in Spain: New empirical evidence using aggregate data. *Energy Economics* 36, 648-657.
- [25] Bose R.K., Shukla M., 1999. Elasticities of electricity demand in India. *Energy Policy* 27, 137-146.
- [26] Cerrutti M.G., 2000. Estimating elasticities of residential energy demand from panel country data using dynamic random variables models with heteroskedastic and correlated error terms. *Resource and Energy Economics* 22, 355-366.
- [27] Chang P.C., Fan C.Y., Lin J.J., 2011. Monthly electricity demand forecasting based on a weighted evolving fuzzy neural network approach. *Electrical Power and Energy Systems* 33, 17-27.
- [28] Chen S.T.C., Kuo H.I., Chen C.C., 2007. The relationship between GDP and electricity consumption in 10 Asian countries. *Energy Policy* 35, 2611-2621.
- [29] De Vita G., Endresen K., Hunt L.C., 2006. An empirical analysis of energy demand in Namibia. *Energy Policy* 34, 3447-3463.
- [30] Dergiades T., Tsoulfidis L., 2008. Estimating residential demand for electricity in the United States 1965-2006. *Energy Economics* 30, 2722-2730.
- [31] Dergiades T., Martinopoulos G., Tsoulfidis L., 2013. Energy consumption and economic growth: Parametric and non-parametric causality testing for the case of Greece. *Energy Economics* 36, 686-697.
- [32] Dilaver Z., Hunt L.C., 2011. Modelling and forecasting Turkish residential electricity demand. *Energy Policy* 39, 3117-3127.

- [33] Dilaver Z., Hunt L.C., 2011. Industrial electricity demand for Turkey: A structural time series analysis. *Energy Economics* 33, 426-436.
- [34] Dilaver Z., Hunt L.C., 2011. Turkish aggregate electricity demand: An outlook to 2020. *Energy* 36, 6686-6696.
- [35] Donatos S.G., Mergos G.J., 1989. Energy demand in Greece: The impact of the two energy crises. *Energy Economics*, 147-152.
- [36]] Donatos S.G., Mergos G.J., 1991. Residential demand for electricity: the case of Greece. *Energy Economics*, 41-47.
- [37] Dulleck U., Kaufmann S., 2004. Do customer information programs reduce household electricity demand?-the Irish program. *Energy Policy* 32, 1025-1032.
- [38] Ediger V.S., Akar S., 2007. ARIMA forecasting of primary energy demand by dual in Turkey. *Energy Policy* 35, 1701-1708.
- [39] Egelioglu F., Mohamad A.A., Guven H., 2001. Economic variables and electricity consumption in Northern Cyprus. *Energy* 26, 355-362.
- [40] Edogdu E., 2007. Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modeling: A case study of Turkey. *Energy Policy* 35, 1129-1146.
- [41] Fan S., Hyndman R.J., 2011. The price elasticity of electricity demand in South Australia. *Energy Policy* 39, 3709-3719.
- [42] Felice M.D., Alessandri A., Ruti P.M., 2013. Electricity demand forecasting over Italy: Potential benefits using numerical weather prediction models. *Electric Power Systems Research* 104, 71-79.
- [43] Fell H., Li S., Paul A., 2014. A new look at residential electricity demand using household expenditure data. *International Journal of Industrial Organization* 33, 31-47.
- [44] Filippini M., 2014. Short- and long-run time of use price elasticities in Swiss residential electricity demand. *Energy Policy* 39, 5811-5817.
- [45] Filippini M., Pachauri S., 2004. Elasticities of electricity demand in urban Indian households. *Energy Policy* 32, 429-436.
- [46] Fullerton T.M., Juarez D.A., Walke A.G., 2012. Residential electricity consumption in Seattle. *Energy Economics* 34, 1693-1699.
- [47] Gam I., Rejeb J.B., 2012. Electricity demand in Tunisia. *Energy Policy* 45, 714-720.
- [48] Gianfreda A., Grossi L., 2012. Forecasting Italian electricity zonal prices with exogenous variables. *Energy Economics* 34, 2228-2239.

- [49] Gomez L.M.B., Filippini M., Heimsch F., 2013. Regional impact of changes in disposable income on Spanish electricity demand: A spatial econometric analysis. *Energy Economics* 40, 558-566.
- [50] Halicioglu F., 2007. Residential electricity demand dynamics in Turkey. *Energy Economics* 29, 199-210.
- [51] Halvorsen B., Larsen B.M., 2001. The flexibility of household electricity demand over time. *Resource and Energy Economics* 32, 1-18.
- [52] Halvorsen B., Larsen B.M., 2001. Norwegian residential electricity demand- a microeconomic assessment of the growth from 1976 to 1993. *Energy Policy* 29, 227-236.
- [53] Hayn M., Bertsch V., Fichtner W., 2014. Electricity load profiles in Europe: The importance of household segmentation. *Energy Research & Social Science* 3, 30-45.
- [54] Holtedahl R., Joutz F.L., 2004. Residential electricity demand in Taiwan. *Energy Economics* 26, 201-224.
- [55] Hodroyiannis G., 2004. Estimating residential demand for electricity in Greece. *Energy Economics* 26, 319-334.
- [57] Jamil F., Ahmad E., 2011. Income and price elasticities of electricity demand: Aggregate and sector-wise analyses. *Energy Policy* 39, 5519-5527.
- [58] Jamil F., Ahmad E., 2010. The relationship between electricity consumption, electricity prices and GDP in Pakistan. *Energy Policy* 38, 6016-6025.
- [59] Jordan D.R., Penasco C., Rio P., 2014. Analysing the determinants of household electricity demand in Spain. An econometric study. *Electrical Power and Energy Systems* 63, 950-961.
- [60] Kale R.V., Pohekar S.D., 2014. Electricity demand and supply scenarios for Maharashtra (India) for 2030: An application of long range energy alternatives planning. *Energy Policy* 72, 1-13.
- [61] Kamerschen D.R., Porter D., 2004. The demand for residential, industrial and total electricity, 1973-1998. *Energy Economics* 26, 87-100.
- [62] Kavousian A., Rajagopai R., Fischer M., 2013. Determinants of residential electricity consumption: Using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock and occupants' behavior. *Energy* 55, 184-194.
- [63] Kim M.S., 2013. Modeling special-day effects for forecasting intraday electricity demand. *European Journal of Operational Research* 230, 170-180.
- [65] Labandeira X., Labeaga J.M., Otero X.L., 2012. Estimation of elasticity price of electricity with incomplete information. *Energy Economics* 34, 627-633.

- [66] Lee D.G., Lee B.W., Chang S.H., 1997. Genetic programming model for long-term forecasting of electric power demand. *Electric Power Systems Research* 40, 17-22.
- [68] Lim K.M., Lim S.Y., Yoo S.H., 2014. Short- and long-run elasticities of electricity demand in the Korean service sector. *Energy Policy* 67, 517-521.
- [69] McLoughlin F., Duffy A., Conlon M., 2013. Evaluation of time series techniques to characterise domestic electricity demand. *Energy* 50, 120-130.
- [71] Mirasgedis S., Sarafidis Y., Georgopoulou E., Lalas D.P., Moschovits M., Karagiannis F., Papakonstantinou D., 2006. Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences. *Energy* 31, 208-227.
- [72] Muratori M., Leech B.A., Rizzoni G., 2014. Role of residential demand response in modern electricity markets. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 33, 546-553.
- [73] Mousavi M.S., Mostafavi E.S., Hosseinpour F., 2014. Gene expression programming as a basis for new generation of electricity demand prediction models. *Computers & Industrial Engineering* 74, 120-128.
- [74] Nakajima T., 2010. The residential demand for electricity in Japan: An examination using empirical panel analysis techniques. *Journal of Asian Economics* 21, 412-420.
- [76] Narayan P.K., Smyth R., Prasad A., 2007. Electricity consumption in G7 countries: A panel cointegration analysis of residential demand elasticities. *Energy Policy* 35, 4485-4494.
- [77] Narayan P.S., Smyth R., 2009. Multivariate granger causality between electricity consumption, exports and GDP: Evidence from a panel of Middle Eastern countries. *Energy Policy* 37, 229-236.
- [78] Narayan P.S., Smyth R., 2005. The residential demand for electricity in Australia: an application of the bounds testing approach to cointegration. *Energy Policy* 33, 467-474.
- [79] Narayan P.S., Smyth R., 2005. Electricity consumption, employment and real income in Australia evidence from multivariate Granger causality tests. *Energy Policy* 33, 1109-1116.
- [80] Okajima S., Okajima H., 2013. Estimation of Japanese price elasticities of residential electricity demand, 1990-2007. *Energy Economics* 40, 433-4740.
- [81] Pielow A., Sioshansi R., Roberts M., 2012. Modeling short-run electricity demand with long-term growth rates and consumer price elasticity in commercial and industrial sectors. *Energy* 46, 533-540.

- [81] Polemis M., 2007. Modeling industrial energy demand in Greece using cointegration techniques. *Energy Policy* 35, 4039-4050.
- [82] Pourazarm E., Cooray A., 2013. Estimating and forecasting residential electricity demand in Iran. *Economic Modelling* 35, 546-558.
- [83] Powells G., Bulkeley H., Sandra B., Judson E., 2014. Peak electricity demand and flexibility of everyday life. *Geoforum* 55, 43-52.
- [84] Psiloglou B.E., Giannakopoulos C., Majithia S., Petrakis M., 2009. Factors affecting electricity demand in Athens, Greece and London, UK: A comparative assessment. *Energy* 347, 1855-1863.
- [86] Rapanos V.T., Polemis M.L., 2006. The structure of residential energy demand in Greece. *Energy Policy* 34, 3137-3143.
- [87] Rapson D., 2014. Durable goods and long-run electricity demand: Evidence from air conditioner purchase behavior. *Journal of Environmental Economics and Management* 68, 141-160.
- [88] Sa'ad S., 2009. Electricity demand for South Korean residential sector. *Energy Policy* 37, 5469-5474.
- [89] Shazly A.E., 2013. Electricity demand analysis and forecasting: A panel cointegration approach. *Energy Economics* 40, 251-258.
- [90] Silk J.I., Joutz F.L., 1997. Short and long-run elasticities in US residential electricity demand: a cointegration approach. *Energy Economics* 19, 493-513.
- [91] Torriti J., 2014. A review of time use models of residential electricity demand. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 37, 265-272.
- [92] Tsani S.Z., 2010. Energy consumption and economic growth: A causality analysis for Greece. *Energy Economics* 32, 582-590.
- [93] Tseekezos E.D., 1992. Forecasting residential electricity consumption in Greece using monthly and quarterly data. *Energy Economics*, 226-232.
- [94] Wang C.H., Grovez G., Seo S., 2012. Decomposition and statistical analysis for regional electricity demand forecasting. *Energy* 41, 313-325.
- [97] Xu M., Hu Z., Wu J., Zhou Y., 2008. A hybrid society model for simulating residential electricity consumption. *Electrical Power and Energy Systems* 30, 569-574.
- [98] Yan J., Folly K., 2014. Investigation of the impact of demand elasticity on electricity market using extended Cournot approach. *Electrical Power and Energy Systems* 60, 347-356.

- [99] Yohanis Y.G., Modol J.D., Wright A., Norton B., 2008, Real-life energy use in the UK: How occupancy and dwelling characteristics affect domestic electricity use. *Energy and Buildings* 40, 1053-1059.
- [100] Yoo S.H., Lee J.S., Kwak S.J., 2007. Estimation of residential electricity demand function in Seoul by correction for sample selection bias. *Energy Policy* 35, 5702-5707.
- [101] Zachariadis T., Pashourtidou N., 2007. An empirical analysis of electricity consumption in Cyprus. *Energy Economics* 29, 183-198.
- [102] Zahedi G., Azizi S., Bahadori A., Elkamel A., Sharifah R., Alwi W., 2013. Electricity demand estimation using an adaptive neuro- fuzzy network: A case study from the Ontario province- Canada. *Energy* 49, 323-328.
- [103] Zhou S., Teng F., 2013. Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data. *Energy Policy* 61, 394-402.
- [104] Ziramba E., 2008. The demand for electricity in South Africa. *Energy Policy* 36, 3460-3466.