



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΙΣΧΥΟΣ

Εντοπισμός ρευματοκλοπών με μηχανική
μάθηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΜΗΤΣΕΛΟΥ ΑΘΑΝΑΣΙΟΥ

Επιβλέπων: Χατζηαργυρίου Νικόλαος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ
Αθήνα, Οκτώβριος 2017



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος
Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Εντοπισμός ρευματοκλοπών με μηχανική μάθηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΜΗΤΣΕΛΟΣ ΑΘΑΝΑΣΙΟΣ

Επιβλέπων: Χατζηαργυρίου Νικόλαος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 666 Οκτωβρίου 2017.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Χατζηαργυρίου Νικόλαος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Παπαθανασίου Σταύρος
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεωργιλάκης Πάυλος
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2017

(Υπογραφή)

.....

ΜΗΤΣΕΛΟΥ ΑΘΑΝΑΣΙΟΥ

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

© 2017 – All rights reserved



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Ηλεκτρικής Ισχύος
Εργαστήριο Συστημάτων Ηλεκτρικής Ενέργειας

Copyright ©–All rights reserved ΜΗΤΣΕΛΟΥ ΑΘΑΝΑΣΙΟΥ, 2017.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

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

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτή την εργασία εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου συμπεριλαμβανομένων Σχολών, Τομέων και Μονάδων αυτού.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Βασίλειο Ασημακόπουλο για την ευκαιρία που μου έδωσε να εκπονήσω τη παρούσα διπλωματική και την υποστήριξή του σε όλη την πορεία της.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κ. Ιωάννη Ψαρρά και κ. Δημήτριο Ασκούνη για την τιμή που μου έκαναν να συμμετάσχουν στην επιτροπή εξέτασης της διπλωματικής.

Ευχαριστώ ιδιαίτερα τον υποψήφιο διδάκτορα Ευάγγελο Σπηλιώτη για την καθοδήγηση, στήριξη και καθοριστική βοήθεια που μου παρείχε, όπως και τα υπόλοιπα μέλη της Μονάδας Προβλέψεων και Στρατηγικής.

Θερμές ευχαριστίες θα ήθελα να απευθύνω στον Δρ Χριστόφορο Αναγνωστόπουλο και την εταιρία Mentat Innovations για την καθοδήγησή τους στα πρώτα βήματα αυτής της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου Γιώργο, Γρηγόρη, Κατερίνα και Μαρία.

Περίληψη

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη μεθοδολογίας για τη βελτίωση της ακρίβειας στατιστικών μεθόδων πρόβλεψης σε χρονοσειρές που έχουν μικρό ιστορικό παρατηρήσεων μέσω τεχνικών συσταδοποίησης εποχιακών δεικτών από συναφείς χρονοσειρές.

Οι κλασικές μέθοδοι αποσύνθεσης απαιτούν ένα ελάχιστο πλήθος παρατηρήσεων για να μπορέσουν να εξάγουν το μοτίβο της εποχιακότητας μιας χρονοσειράς. Στη πράξη, όμως, συναντάμε συχνά χρονοσειρές που αποτελούνται από μικρό πλήθος τιμών, ενώ συγχρόνως περιγράφουν εποχιακά μεγέθη.

Παράλληλα, τα τελευταία χρόνια υπάρχει αφθονία στα δεδομένα που έχουμε στη διάθεσή μας. Η παρούσα εργασία βασίζεται στην υπόθεση ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη διαθέσιμη πληροφορία για να εξάγουμε αντιπροσωπευτικούς δείκτες εποχιακότητας που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για να αναλύσουμε και να προεκτείνουμε χρονοσειρές που χαρακτηρίζονται από μικρό ιστορικό.

Για να το κάνουμε αυτό πρέπει αρχικά να συγκεντρώσουμε ένα πλήθος χρονοσειρών που περιγράφει παρόμοια φυσικά μεγέθη. Έπειτα, χρησιμοποιώντας τεχνικές συσταδοποίησης στους δείκτες εποχιακότητας αυτών που έχουν επαρκή δεδομένα για να εφαρμόσουμε τις κλασικές μεθόδους αποσύνθεσης, δημιουργούμε συστάδες παρόμοιας εποχιακής συμπεριφοράς. Ελέγχουμε, κατόπιν, αν οι μικρές χρονοσειρές μπορούν να υπαχθούν σε αυτές τις συστάδες και αν ναι, τις προβλέπουμε με δεδομένο ότι οι δείκτες εποχιακότητας τους είναι οι ίδιοι με τους μέσους δείκτες των συστάδων.

Για να ελέγξουμε την υπόθεση, εφαρμόσαμε την μεθοδολογία που περιγράφηκε σε ένα σύνολο χρονοσειρών ζήτησης φυσικού αερίου και λάβαμε θετικά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα συγκρίναμε τη προτεινόμενη προσέγγιση με τη κλασική, που προεκτείνει τις μικρές χρονοσειρές βάσει των αρχικών τους δεδομένων και παρατηρήσαμε σημαντική βελτίωση της ακρίβειας.

Λέξεις Κλειδιά

Χρονοσειρές, Τεχνικές Προβλέψεων, Εποχιακότητα, Συσταδοποίηση, Μικρό ιστορικό, Φυσικό Αέριο.

Abstract

The purpose of this diploma thesis is to develop a methodology for improving the accuracy of statistical forecasting methods on timeseries with short history through the use of clustering techniques on the seasonal indices of other similar timeseries.

Classical decomposition methods require a minimum number of observations to be able to detect the seasonality pattern of a timeseries. In practice, however, we often encounter timeseries lacking enough data, while at the same time describing seasonal values.

Meanwhile, in recent years, there is an abundance of accessible data. This thesis draws upon the hypothesis that we can utilise the available information to extract representative seasonality indices that we can use in order to analyse and extend timeseries that are characterised by short history.

In order to achieve this, we initially have to gather a large number of timeseries describing similar values. Afterwards, we create clusters of similar seasonal behaviour by using clustering techniques on the seasonality indices of series with sufficient data. Then, we check if the shorter timeseries qualify to be a part of these clusters and if so, we predict their future values as they were characterised by the seasonal behaviour of the mean indices of the cluster members.

To test our hypothesis, we applied the described methodology to a set of natural gas demand timeseries and received positive results. In particular, we compared the proposed approach to the classical one, which forecasts short timeseries based on their original data, and we have measured a significant overall improvement in accuracy.

Keywords

Timeseries, Forecasting Techniques, Seasonality, Clustering, Short history, Natural Gas.

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	1
Περίληψη	3
Abstract	5
Περιεχόμενα	9
Κατάλογος Σχημάτων	11
Κατάλογος Πινάκων	13
1 Εισαγωγή	15
1.1 Κίνητρο και υπόβαθρο διπλωματικής	15
1.1.1 Ορίζοντας τις ρευματοκλοπές	16
1.2 Δομή Διπλωματικής	18
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	21
2.1 Έξυπνοι μετρητές	21
2.1.1 Θετικά αντίκτυπα εφαρμογής AMI	22
2.2 Μηχανική μάθηση	23
2.2.1 Επιβλεπόμενη μάθηση	23
2.2.2 Μη-επιβλεπόμενη μάθηση	23
2.2.3 Ημι-επιβλεπόμενη μάθηση	23
2.3 Μετρικές μηχανικής μάθησης	24
3 Περιγραφή και οργάνωση δεδομένων	27
3.1 Περιγραφή δεδομένων	27
3.1.1 Επισκόπηση χρονοσειρών	28
3.1.2 Μοντελοποίηση εποχιακών δεικτών	30
3.2 Προεπεξεργασία και καθάρισμα δεδομένων	40
3.3 Προσομοίωση απάτης	40
3.3.1 Τύποι απάτης	40

4	Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης	41
4.1	Θεωρία Λογιστικής Παλινδρόμησης	41
4.2	Δοκιμή ταξινόμησης με λογιστική παλινδρόμηση	41
4.3	Θεωρία Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης	41
4.4	Δοκιμή ταξινόμησης με Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης	41
4.4.1	Δοκιμή χρονοσειρών χωρίς πυρήνα	41
4.4.2	Δοκιμή χαρακτηριστικών με πυρήνα ΡΒΦ	41
4.5	Σχόλια	41
5	Αλγόριθμοι μη-επιβλεπόμενης μάθησης	43
5.1	Συστατικά αλγορίθμου μη-επιβλεπόμενης μάθησης	43
5.1.1	Εξαγωγή χαρακτηριστικών	43
5.1.2	Εφαρμογή αλγορίθμου συσταδιοποίησης	43
5.1.3	Μεθοδολογία εξαγωγής αποτελεσμάτων	43
5.2	Δοκιμή αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης	43
5.2.1	Αποτελέσματα δοκιμής αλγορίθμου	43
5.3	Συστατικά αλγορίθμου ημι-επιβλεπόμενης μάθησης	43
5.3.1	Εξαγωγή χαρακτηριστικών	43
5.3.2	Εφαρμογή αλγορίθμου συσταδιοποίησης	43
5.3.3	Εφαρμογή αλγορίθμου μείωσης διάστασης	43
5.3.4	Εφαρμογή αλγορίθμου ανίχνευσης ανωμαλιών	43
5.3.5	Μεθοδολογία εξαγωγής αποτελεσμάτων	43
5.4	Δοκιμή αλγορίθμου ημι-επιβλεπόμενης μάθησης	43
5.4.1	Αποτελέσματα δοκιμής αλγορίθμου	43
5.5	Σχόλια	43
6	Δυσκολίες και μελλονική κατεύθυνση	45
6.1	Τεχνικά εμπόδια	45
6.1.1	Έλλειψη μακροχρόνιων δεδομένων	45
6.1.2	Δυσκολία γενίκευσης σε άλλες καταναλωτικές συνήθειες	45
6.1.3	Δυσκολία επιλογής μετρικών	45
6.1.4	Εύρεση αξιόπιστων δυαδικών χαρακτηρισμών	45
6.1.5	Ανατροφοδότηση ελέγχων	45
6.2	Ασφάλεια Καταναλωτών	45
6.2.1	Ασφάλεια Μετρητών	45
6.2.2	Απειλή ιδιωτικότητας	45
7	Συμπεράσματα	47
7.1	Σύγκριση αποτελεσμάτων	47
7.2	Συμπερασματικές σημειώσεις	47
	Βιβλιογραφία	49

Α' Αναλυτικά Αποτελέσματα

51

Γλωσσάριο

55

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Confusion Matrix	24
3.1	Παραγείματα χρονοσειρών συσταδοποίησης βάση της μορφής των χρονοσειρών	29
3.2	Παραγείματα χρονοσειρών συσταδοποίησης βάση του ύψους της κατανάλωση .	30
3.3	Εφαρμογή πολυωνύμου δευτέρου βαθμού	31
3.4	Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 1	33
3.5	Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 2	33
3.6	Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 3	34
3.7	Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 4	34
3.8	Μηνιαία εποχιακότητα	36
3.9	Κατανάλωση χωρίς εποχιακούς δείκτες ανά εβδομάδα	37
3.10	Κατανάλωση χωρίς εποχιακούς δείκτες ανά μήνα	38
3.11	Εκτίμηση ακανόνιστης συνιστώσας με εβδομαδιαία εποχιακότητα	39
3.12	Εκτίμηση ακανόνιστης συνιστώσας με μηνιαία εποχιακότητα	39

Κατάλογος Πινάκων

1.1	Διαφεύγοντα έσοδα Ελληνικών εταιριών λόγω ρευματοκλοπών	16
3.1	Στιγμιότυπα αρχείου δεδομένων	28
3.2	Ομαδοποιήσεις με 2 κριτήρια	28
3.3	Έλεγχος συσταδοποίησης Σαββάτου	38
A'.1	Δείκτες Ακρίβειας για όλες τις χρονοσειρές	53

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Είναι ευρέως διαδεδομένο πως η καθημερινότητα πολλών ανθρώπων συνδέεται άρρηκτα με τη χρήση ηλεκτρικών συσκευών, αλλά και με την ανάγκη ύπαρξης βιομηχανικών εγκαταστάσεων για την εκπλήρωση των καταναλωτικών τους επιθυμιών. Αυτό δημιουργεί μια αυξανόμενη ζήτηση στον τομέα της παραγωγής, της μεταφοράς και διανομής ηλεκτρικής ενέργειας, που με τη σειρά του οδηγεί στον συνεχή εκσυγχρονισμό των εγκαταστάσεων. Παράλληλα, διανύοντας την εποχή της Ψηφιακής Επανάστασης παρατηρείται η μετάβαση από τις αναλογικές τεχνολογίες στις ψηφιακές, γεγονός που δεν θα μπορούσε να αφήσει ανεπηρέαστο τον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας. Η μετάβαση αυτή στον τομέα που μελετάται σε αυτή τη διπλωματική εργασία σηματοδοτείται από την χρήση έξυπνων μετρητών, οι οποίοι έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν σε πραγματικό χρόνο μεγάλο όγκο δεδομένων για τα επίπεδα της κατανάλωσης κάθε πελάτη.

Ανοίγεται, λοιπόν ένας νέος ορίζοντας εποπτείας και αναλυτικής μελέτης των χρονοσειρών που παράγονται από κάθε καταναλωτή. Η ταυτόχρονη και συνεχής αύξηση των ρευματοκλοπών στις περισσότερες περιοχές του κόσμου καθιστά επιτακτική ανάγκη την εύρεση μεθόδων εντοπισμού τους. Σύμφωνα με τα επίσημα στοιχεία του Διαχειριστή Δικτύου (ΔΕΔΔΗΕ), το 2016 εντοπίστηκαν 10.616 χρούσματα ρευματοκλοπών, μέγεθος που είναι ψηλότερο όλων των εποχών, έναντι 400 το 2006 [18]. Άμεσο επακόλουθο της επίλυσης αυτού προβλήματος είναι η ομαλή λειτουργία των παροχέων ενέργειας και η βελτίωση της ποιότητας των υπηρεσιών που παρέχουν οι ίδιες. Στη συνέχεια θα αναπτυχθεί το βαθύτερο αίτιο της παρούσας διατριβής και μια επισκόπηση του περιεχομένου της [2].

1.1 Κίνητρο και υπόβαθρο διπλωματικής

Το πρόβλημα της παράνομης αφαίρεσης ηλεκτρικής ενέργειας ενδιαφέρει τους διαχειριστές δικτύων. Οι χρήστες συχνά παραβιάζουν τους νόμους προσπαθώντας να αλλοιώσουν τα συστήματα μέτρησης. Σε κάποιες χώρες μόνο κάποιο κομμάτι της παραγωγής χρεώνεται, παραδείγματος χάριν στην Ινδία το 55% της παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας χρεώνεται (και μόνο ένα μέρος της πληρωμής καταλήγει στον πάροχο). Παρόλα αυτά, η παράνομη χρήση ενέργειας λαμβάνει χώρα και σε Ευρωπαϊκές χώρες. Μια από τις κινητήριες δυνάμεις για

το λανσάρισμα των αυτοματοποιημένων υποδομών ανάγνωσης μετρητών (Automated Meter Reading) για τον ιταλικό πάροχο ενέργειας (ENEL) ήταν η προσπάθεια ελαχιστοποίησης των μη τεχνικών απωλειών στο δίκτυα διανομής τους. Η μείωση των ρευματοκλοπών βοήθησε στην αιτιολόγηση μεγάλων επενδύσεων σε AMR και επί του παρόντος η Ιταλία πρωταγωνιστεί στην διεύθυνση AMR [7],[8].

Μερικοί μπορεί να υποστηρίζουν ότι οι εταιρίες παραγωγής και διανομής, οι οποίες έχουν σημαντικό έργο παρέχουν κακή εξυπηρέτηση, υπερχρεώνουν, κερδίζουν ανεξαρτήτως αρκετά χρήματα και ως εκ τούτου, ένα ποσοστό κλοπής δεν θα καταστρέψει την εταιρία ή θα επηρεάσει δραστικά τις λειτουργίες και την κερδοφορία της. Άλλοι παρατηρώντας την ίδια κατάσταση θα υποστήριζαν ότι η κλοπή είναι έγκλημα και δεν θα έπρεπε να επιτρέπεται. Η Διεθνής Εταιρία Προστασίας Εσόδων των Πάροχων (International Utilities Revenue Protection Association) έχει καθιερωθεί για να προάγει τον εντοπισμό και την πρόληψη της κλοπής ρεύματος κυρίως για την οικονομική ασφάλεια των εταιριών παροχής ενέργειας.

Οι συνέπειες της κλοπής είναι εξαιρετικά σημαντικές και μπορούν να επηρεάσουν άμεσα τη βιωσιμότητα των υπηρεσιών που παρέχονται. Οι συνδυασμένες απώλειες (συμπεριλαμβάνοντας και τους απλήρωτους λογαριασμούς) σε μερικά συστήματα έχουν σοβαρές επιπτώσεις που έχουν ως αποτέλεσμα οι εγκαταστάσεις να λειτουργούν σε καθεστώς μεγάλων απωλειών και αναγκάζονται να αυξάνουν συνεχώς τα ηλεκτρικά φορτία. Απομονωμένες σε μια κουλτούρα αναποτελεσματικότητας και διαφθοράς, οι εταιρίες έχουν μεγάλη δυσκολία να παρέχουν αξιόπιστες υπηρεσίες. Ακόμη και σε αποτελεσματικά συστήματα ισχύος, όπως η Tenaga της Μαλαισίας, η κλοπή ρεύματος ανέρχεται στα \$132 εκατομμύρια ετησίως [1]. Αντίστοιχα στην Ελλάδα η συνολική εγγεόμενη ενέργεια στο Δίκτυα Διανομής ανήλθε το 2016 σε 47.655.372 MWh, το σύνολο των ρευματοκλοπών εκτιμάται σε 1.525.292 MWh. Στην πραγματικότητα όμως το μέγεθος των ρευματοκλοπών είναι αρκετά μεγαλύτερο, επιβαρύνει δε κατά κύριο λόγο τη Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού (ΔΕΗ). Ωστόσο παίρνοντας ως δεδομένη την ποσότητα, που αναγνωρίζει η Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας (ΡΑΕ), τα έσοδα που διαφεύγουν κάθε χρόνο λόγω των ρευματοκλοπών με βάση τις μοναδιαίες τιμές του 2016 έχουν ως εξής [20]:

Εταιρίες	εκατ. €
ΔΕΗ	120-125
Υπηρεσίες Κοινής Ωφέλειας (ΥΚΩ)	21
ΕΤΜΕΑΡ	32
ΑΔΜΗΕ 4	7,3
ΔΕΔΔΗΕ 5	26,5
Σύνολο	206,8 έως 211,8

Πίνακας 1.1: Διαφεύγοντα έσοδα Ελληνικών εταιριών λόγω ρευματοκλοπών

1.1.1 Ορίζοντας τις ρευματοκλοπές

Σύμφωνα με το εγχειρίδιο ρευματοκλοπών της ΡΑΕ ρευματοκλοπή ορίζεται εν γένει η αυθαίρετη και με δόλο επέμβαση σε εξοπλισμό ή εγκαταστάσεις του Δικτύου, με σκοπό την

κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας χωρίς αυτή να καταγράφεται, ή χωρίς να αντιστοιχίζεται με Εκπρόσωπο Φορτίου, και να μην τιμολογείται [19]. Υπάρχουν τέσσερα επικρατούντα είδη 'κλοπής' σε όλα τα συστήματα ενέργειας. Η έκταση της κλοπής εξαρτάται από πλήθος παραγόντων από πολιτιστικές μέχρι τον τρόπο που διαχειρίζεται η ενέργεια.

Επέμβαση στο μετρητή

Επέμβαση στο μετρητή ορίζεται όταν ο καταναλωτής σκοπίμως προσπαθεί να εξαπατήσει τον πάροχο. Μια συνήθης πρακτική είναι να παραβιάζει το μετρητή ώστε να καταγράφει χαμηλότερα ποσά ενέργειας από τα πραγματικά. Αυτό εν γένει είναι μια επικίνδυνη διαδικασία για ένα ερασιτέχνη, και σε πολλές περιπτώσεις έχουν καταγραφεί ηλεκτροπληξίες. Στην Ελλάδα πρόκειται για τη συνηθέστερη περίπτωση ρευματοκλοπής [19].

Απευθείας Σύνδεση

Η κλοπή ενέργειας επιτευχθεί τραβώντας μια γραμμή από την από το δίκτυο διανομής μέχρι το επιθυμητό σημείο παρακάμπτοντας το μετρητή. Ένας καθιερωμένος τρόπος κλοπή ενέργειας στην Ελλάδα είναι η απευθείας σύνδεση με αγκίστρωση στους αγωγούς του εναέριου δικτύου, απουσία μετρητικής διάταξης ή παροχής ή νομίμως υφιστάμενου κτίσματος [19].

Ακανόνιστες χρεώσεις

Οι ακανόνιστες χρεώσεις μπορούν να συμβούν από πολλές πηγές. Κάποιοι οργανισμοί παροχής ενέργειας μπορεί να μην είναι αρκετά αποτελεσματικοί στη μέτρηση της ενέργειας που έχει καταναλωθεί και ακούσια μπορεί να δώσουν υψηλότερη ή χαμηλότερη μέτρηση από την ακριβή. Αυτές οι ακανόνιστες χρεώσεις μπορεί να ισοζυγιστούν με την πάροδο του χρόνου. Παρόλα αυτά, είναι πολύ εύκολο σε μερικά συστήματα να κανονιστούν πολύ χαμηλότεροι λογαριασμοί από τους ρεαλιστικούς. Εργαζόμενοι μπορεί να δωροδοκηθούν για να καταγράψουν το μετρητή με μικρότερο νούμερο από αυτό που ενδεικνύεται. Ο καταναλωτής πληρώνει μικρότερο λογαριασμό και ο εργαζόμενος που καταγράφει τις μετρήσεις αποκτά ανεπίσημο μισθό.

Απλήρωτοι λογαριασμοί

Κάποια άτομα και κάποιοι οργανισμοί δεν πληρώνουν αυτά που οφείλουν για ηλεκτρική ενέργεια. Οικιακοί ή επιχειρηματικοί καταναλωτές μπορεί να έχουν φύγει από την πόλη ή την εγκατάσταση λόγω χρεωκοπίας. Στη Νότιο Αμερική, υπάρχει «καθεστώς μη πληρωμής» [10]. Στην Αρμενία, «τα επίπεδα μη πληρωμής είναι της τάξης του 80-90% για τον οικιακό τομέα. Οι απώλειες μετασχηματισμού και διανομής είναι άνω του 40%» [9].

Σε όλες τις χώρες, καθώς η τιμή της ηλεκτρικής ενέργειας αυξάνεται, κάποιοι άνθρωποι αδυνατούν να πληρώσουν τους λογαριασμούς τους με συνέπεια. Αυτό τους ενθαρρύνει να βρουν τρόπους να μειώσουν τους λογαριασμούς, όπως να πειράζουν τους μετρητές.

1.2 Δομή Διπλωματικής

Στον παρόν τόμο γίνεται μια διεξοδική αναζήτηση μεθόδων ανίχνευσης απάτης με μια πληθώρα διαφορετικών αλγορίθμων από την σκοπιά της μηχανικής μάθησης. Δεδομένου του εύρους των δυνατοτήτων της μηχανικής μάθησης γίνεται προσπάθεια για αντιμετώπιση του προβλήματος από διαφορετικές οπτικές γωνίες, προσπαθώντας να επιτευχθεί η βέλτιστη αντιστάθμιση μεταξύ ευστοχίας και πρακτικότητας. Η εξισορρόπηση αυτών των παραγόντων είναι κύριο μέλημα κάθε μηχανικού [11]. Ειδικότερα, συνοψίζοντας κάθε κεφάλαιο εξάγεται η παρακάτω δομή:

Κεφάλαιο 1

Γνωστοποιείται η κινητήριος δύναμη αυτής της διπλωματικής, κάνοντας ένα σαφή ορισμό του προβλήματος προς αντιμετώπιση.

Κεφάλαιο 2

Γίνεται μια εισαγωγή στα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για την λήψη των αρχικών χρονοσειρών, την επεξεργασία τους και ταξινόμηση των καταναλωτών, αλλά και για τις συνιστώσες που λαμβάνονται υπόψιν για τα τελικά αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 3

Αναπτύσσεται η μορφή και φύση των δεδομένων, αλλά και η μεθοδολογία προεπεξεργασίας τους. Παράλληλα, διευκρινίζεται ο τρόπος προσομοίωσης και μοντελοποίησης της ρευματοκλοπής.

Κεφάλαιο 4

Δημιουργείται ένας άξονας αναφοράς για τα αποτελέσματα με τη χρήση αλγορίθμων επιβλεπόμενης μάθησης που φημίζονται για την μεγάλη ευστοχία τους, αλλά και την δυσκολία εφαρμογής τους σε πραγματικά προβλήματα.

Κεφάλαιο 5

Εξετάζονται λεπτομερώς τα συστατικά των αλγορίθμων μη-επιβλεπόμενης μάθησης, ενώ παράλληλα διεξάγεται δοκιμές για την εξερεύνηση των διαφορετικών μεθόδων επίλυσης του θέματος.

Κεφάλαιο 6

Επεξηγούνται οι δυσκολίες που αντιμετωπίστηκαν από το διαφορετικά πρίσματα. Αναλυτικότερα γνωστοποιούνται τα τεχνικά εμπόδια που αντιμετωπίστηκαν, αλλά και τα εμπόδια που θα αντιμετωπίσουν οι καταναλωτές, προσπαθώντας να οριστεί ένα μονοπάτι αποφυγής τους και αρμονικής συνύπαρξης των δύο πλευρών.

Κεφάλαιο 7

Γίνεται σφαιρική εποπτεία των αποτελεσμάτων με γνώμονες τη φύση κάθε αλγορίθμου και την ευστοχία στην ταξινόμηση των καταναλωτών.

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό υπόβαθρο

Η ηλεκτρική ενέργεια είναι ζωτικής σημασίας για την καθημερινότητά μας αλλά και ο ακρογωνιαίος λίθος της βιομηχανίας. Για αυτό το λόγο έννοια των μελλοντικών δικτύων (έξυπνα δίκτυα) στοχεύει στην αύξηση της αξιοπιστίας, της ποιότητας και της ασφάλειας της μελλοντικής παροχής ενέργειας. Για να συμβεί αυτό, απαιτούνται περαιτέρω πληροφορίες για την λειτουργία και την κατάσταση των δικτύων διανομής. Μια από τις σημαντικότερες προκλήσεις στα μελλοντικά δίκτυα διανομής είναι η αυξανόμενη διείσδυση καταναεμημένης παραγωγής (Distributed Generation) που συνδέεται στα κτίρια των καταναλωτών και η μετάβαση από την έννοια της παραδοσιακής παραγωγής ενέργειας με κυρίαρχους μεγάλους σταθμούς παραγωγής ενέργειας και ροές ενέργειας μονής κατεύθυνσης σε πιο περίπλοκες τροφοδοσίες ισχύος. Οι πληροφορίες λειτουργίας θα είναι καίριας σημασίας για τη λειτουργικότητα των μελλοντικών δικτύων διανομής και για τους διαχειριστές του δικτύου (Distribution Network Operators). Μια από της πηγές πληροφορίας θα είναι η υποδομή έξυπνων μετρητών. Εκτός των άλλων, οι έξυπνοι μετρητές πρέπει να διευρύνουν τους γνωστικούς ορίζοντες των καταναλωτών για την ηλεκτρική ενέργεια. Η έννοια αυτή θα παράξει ακόμη περισσότερη πληροφορία στους διαχειριστές δικτύου. Αυτό παρέχει τη δυνατότητα στο διαχειριστή του δικτύου να αναλύσει ροές ενέργειας και να εντοπίσει πιθανή κλοπή ρεύματος [3].

2.1 Έξυπνοι μετρητές

Η ηλεκτρική διανομή είναι ένας τομέας, που η εξέλιξη είναι σταδιακή, τουλάχιστον όσο αφορά τα περιουσιακά στοιχεία του δικτύου. Παρόλα αυτά, υπάρχει ένας κλάδος, στον οποίο η πρόοδος τα τελευταία χρόνια είναι ταχύτατη, με ταχύτητα τυπική για τον κλάδο των τηλεπικοινωνιών. Απομαχρυσμένες μετρήσεις, αναγνώσεις και παρακολουθήσεις της κατανάλωσης αναφέρονται ως προηγμένη υποδομή μέτρησης (Advanced Metering Infrastructure). Η δραστηκή μείωση στις τιμές των μετρητών και στον εξοπλισμό τηλεπικοινωνιών κάνει την απόκτησή τους οικονομικά βιώσιμη, ξεκινώντας με μεγάλους καταναλωτές σταδιακά εφαρμόζοντάς τους και στους μέσους και μικρούς. Η αποτελεσματικότητα των εργαλείων στην αναγνώριση και αποθάρρυνση της κλοπής και άλλων τρόπων παράκαμψης μετρητών είναι τεράστια, όπως φαίνεται

να συμβαίνει σε αναπτυσσόμενες χώρες (συμπεριλαμβανομένου της Δομινικής Δημοκρατίας, της Χοντούρας και της Βραζιλίας).

Η ευρεία εφαρμογή AMI μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην συνεχή ανάπτυξη και την αποτελεσματική λειτουργία. Οι AMI παρέχουν ισχυρά εργαλεία για να μειώσουν τις συνολικές απώλειες και να αυξήσουν τα ποσοστά συλλογής.

2.1.1 Θετικά αντίκτυπα εφαρμογής AMI

Η εφαρμογή των AMI θα έχει τα ακόλουθα θετικά αντίκτυπα:

1. Αίσθηση παρακολούθησης στους χρήστες. Οι καταναλωτές αντιλαμβάνονται πως η παροχή μπορεί να παρακολουθεί την κατανάλωση. Αυτό επιτρέπει στην εταιρία γρήγορη ανίχνευση οποιασδήποτε ανωμαλία στην κατανάλωση, λόγω αλλοίωσης του μετρητή ή παράκαμψής του και της δίνει τη δυνατότητα να κάνει διορθωτικές κινήσεις. Το αποτέλεσμα είναι η πειθάρχηση των καταναλωτών.
2. Ενίσχυση της εταιρικής διακυβέρνησης της εταιρίας και της καταπολέμησης της διαφθοράς. Τα παραδείγματα κλοπής μεγάλων καταναλωτών συνήθως συμπεριλαμβάνουν συνεννόηση μεταξύ αυτών και των ελεγκτών των μετρητών. Η διαφθορά είναι επίσης πιθανό να παρατηρηθεί και στις ενέργειες που συσχετίζονται με την αποσύνδεση του μετρητή, λόγω απλήρωτων λογαριασμών. Η είσοδος των μετρητών κάνει τις πληροφορίες των μετρητών διαθέσιμες στους καταναλωτές και τους διαχειριστές, επιβάλλοντας διαφάνεια.
3. Υλοποίηση προπληρωμένων καταναλώσεων. Η προ-πλήρωση των λογαριασμών είναι γενικώς κάτι πολύ καλό για τους καταναλωτές μικρού εισοδήματος. Οι AMI δίνουν τη δυνατότητα αντιγραφής του επιχειρηματικού μοντέλου των εταιριών κινητής τηλεφωνίας και στην τομέα της ενέργειας.
4. Ελαχιστοποίηση απωλειών σε μη διαχειρίσιμες περιοχές. Οι AMI έχει καθοριστικό ρόλο στην προσέγγιση της διανομής μέσης τάσης (Medium-Voltage Distribution), που χρησιμοποιείται για την κατασκευή και λειτουργία ηλεκτρικών δικτύων, για την παροχή ενέργειας σε περιοχές που η πρόσβαση της εταιρίας είναι περιορισμένη για λόγους ασφαλείας. Στα ΜΔ δίκτυα κάθε κάθε σύνδεση καταναλωτή ξεκινάει απευθείας από το μετασχηματιστή μέσης σε χαμηλή τάση, με το δίκτυο χαμηλής τάσης να εκλείπει.
5. Διαχείριση από την πλευρά της ζήτησης για μεγιστοποίηση αποτελεσματικότητας στην παροχή και κατανάλωση ενέργειας. Οι μόνιμοι AMI μέσα σε έξυπνο δίκτυο επιτρέπουν την βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας ενημερώνοντας τους χρήστες σε πραγματικό χρόνο για τις τιμές, την αρχή και το τέλος των περιόδων αιχμής της κατανάλωσης, το άθροισμα της κατανάλωσης, συναγεμικούς κτλ [12].

2.2 Μηχανική μάθηση

Υπάρχουν διαφορετικοί τρόποι που ένας αλγόριθμος μπορεί να μοντελοποιήσει ένα πρόβλημα βασισμένος στην αλληλεπίδραση με την εμπειρία ή το περιβάλλον ή οτιδήποτε μπορεί να καλεστεί δεδομένα εισόδου. Είναι δημοφιλές στα βιβλία μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης να εξεταστεί ο τρόπος εκμάθησης που ένας αλγόριθμος μπορεί να υιοθετήσει. Υπάρχουν μόνο μερικοί βασικοί τρόποι εκμάθησης ή μοντέλα εκμάθησης που ένας αλγόριθμος μπορεί χρησιμοποιήσει και θα αναφερθεί κάθε ένας με λίγα παραδείγματα από αλγορίθμους και τύπους προβλημάτων που ταιριάζει σε καθέναν. Αυτή η ταξινόμηση ή ο τρόπος οργάνωσης των αλγορίθμων είναι χρήσιμος, καθώς αναγκάζει το χρήστη να σκεφτεί το ρόλο των δεδομένων εισόδου και το μοντέλο επεξεργασίας και να επιλέξει τον κατάλληλο αλγόριθμο για το πρόβλημα, με στόχο τα βέλτιστα αποτελέσματα. Παρακάτω αναλύονται οι τρεις διαφορετικές κατηγορίες αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με βάση τον τρόπο εκμάθησης.

2.2.1 Επιβλεπόμενη μάθηση

Τα δεδομένα εισόδου καλούνται δεδομένα εκπαίδευσης και είναι γνωστά τα δυαδικά χαρακτηριστικά ή τα αποτελέσματα όπως για παράδειγμα αν είναι ένα δεδομένο ανεπιθύμητο ή όχι ή η τιμή σε μια ορισμένη χρονική περίοδο. Ένα μοντέλο χτίζεται στη φάση της εκπαίδευσης κατά την οποία απαιτείται να κάνει προβλέψεις και να τις διορθώσει όταν είναι λάθος. Η διαδικασία της εκπαίδευσης συνεχίζει μέχρι το μοντέλο να επιτύχει το επίπεδο ευστοχίας στα δεδομένα εκπαίδευσης. Κάποια τέτοια προβλήματα είναι τα προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης. Κάποιοι από τους δημοφιλείς αλγορίθμους είναι η λογιστική παλινδρόμησης και τα νευρωνικά δίκτυα.

2.2.2 Μη-επιβλεπόμενη μάθηση

Τα δεδομένα εισόδου δεν έχουν δυαδικά χαρακτηριστικά και δεν είναι γνωστά τα αποτελέσματα. Ένα μοντέλο προετοιμάζεται μέσα από την εξαγωγή μιας παρούσας δομής στα δεδομένα εισόδου. Αυτό μπορεί να συμβεί εξαγάγοντας γενικούς κανόνες. Αυτό συνήθως συμβαίνει μέσω κάποιας μαθηματικής διαδικασίας που μειώνει συστηματικά την εφεδρεία, ή με οργάνωση των δεδομένων βάση ομοιότητας. Τέτοιου είδους προβλήματα είναι η συσταδοποίηση, η μείωση διάστασης και η εκπαίδευση μέσω κανόνων συσχέτισης. Τέτοιοι αλγόριθμοι είναι το K-Means και το Principal Component Analysis (PCA).

2.2.3 Ημι-επιβλεπόμενη μάθηση

Τα δεδομένα εισόδου είναι μια μίξη γνωστών και άγνωστων δυαδικών χαρακτηριστικών. Υπάρχει μια επιθυμητή πρόβλεψη τους προβλήματος, αλλά το μοντέλο πρέπει να μάθει τη δομή για να οργανώσει τα δεδομένα, αλλά και να κάνει τις τελικές προβλέψεις. Τέτοια προβλήματα είναι η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται είναι επέκταση άλλων ευέλικτων μεθόδων που κάνουν υποθέσεις για το μοντέλο χωρίς τα δυαδικά χαρακτηριστικά [13].

2.3 Μετρικές μηχανικής μάθησης

Για να γίνει αξιολόγηση της ταξινόμησης χρειάζεται να ληφθούν υπόψη κάποια κριτήρια και μετρικές. Ο ρυθμός ευστοχίας ή η μέση τιμή του λάθους αδυνατούν να μας περιγράψουν σαφώς τον ταξινομητή, οπότε εισάγεται η έννοια του confusion matrix. Σύμφωνα με τον πίνακα μετράμε τις εξής τιμές:

		Πρόβλεψη		Συνολικά
		π	ν	
Πραγματική Τιμή	p'	True Positive	False Negative	P'
	n'	False Positive	True Negative	N'
Συνολικά		P	N	

Σχήμα 2.1: Confusion Matrix

TP =πλήθος των σωστών προβλέψεων στο θετικό αποτέλεσμα

TN =πλήθος των σωστών προβλέψεων στο αρνητικό αποτέλεσμα

FN =πλήθος των λανθασμένων προβλέψεων στο θετικό αποτέλεσμα (αρνητική πρόβλεψη)

FP =πλήθος των λανθασμένων προβλέψεων στο αρνητικό αποτέλεσμα (θετική πρόβλεψη)

Με τις παραπάνω τιμές γίνεται να δομήσουμε τα κριτήρια ευστοχίας του συστήματος. Οι τέσσερις βασικοί άξονες της μέτρησης είναι το ποσοστό αναγνώρισης DR (Detection Rate), το ποσοστό λάθος συναγερμού FPR(False Positive Rate), το ποσοστό της ευστοχίας (Accuracy) και το F1 score που είναι ένας συνδυασμός μετρικών για να φανεί μια γενικότερη εικόνα της ακρίβειας του συστήματος.

$$DR = \frac{TP}{TP+FN}, FPR = \frac{FP}{FP+TN}, Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, Recall = DR = \frac{TP}{TP+FN}, F1 = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision+recall}$$

Ακόμη θα χρησιμοποιηθεί το ποσοστό αναγνώρισης του Bayes και η αντίστοιχή του άρνηση για να μας δώσουν μια πιθανοτική σκοπιά για την αναγνώριση απάτης και την αναγνώριση φυσιολογικής κατανάλωσης. Η $P(I)$ είναι η πιθανότητα να υπάρχει απάτη στα δεδομένα και αυτό σε πραγματικές συνθήκες δεν είναι εύκολο να υπολογιστεί με ακρίβεια. Το ενδεχόμενο A αντιστοιχεί στο συναγερμό που ενεργοποιείται στην αναγνώριση απάτης. Μπορεί στα συγκεκριμένα δεδομένα να οριστεί ως η πιθανότητα μια τυπική μέρα να βρεθεί απάτη στις μετρήσεις. Αυτό που έχει σημασία είναι και οι δύο πιθανότητες:

- $P(I|A)$ —ότι ένας συναγερμός πραγματικά ενδεικνύει απάτη
- $P(\neg I|\neg A)$ —ότι η απουσία του συναγερμού ενδεικνύει μη ικανοποιητικά δείγματα απάτης

να παραμείνουν όσο το δυνατόν μεγαλύτερες [14].

Μπορούμε να αντιστοιχίσουμε τα βασικά κριτήρια με τις πιθανότητες στο ποσοστό αναγνώρισης του Bayes.

$$\begin{aligned}
 P(A|I) &= DR, \quad P(A|\neg I) = FPR, \quad P(\neg A|I) = 1 - P(A|I), \quad P(\neg A|\neg I) = 1 - P(A|\neg I) \\
 P(I|A) &= \frac{P(I)P(A|I)}{P(I)P(A|I) + P(\neg I) \cdot P(A|\neg I)}, \quad P(\neg I|\neg A) = \frac{P(\neg I) \cdot P(\neg A|\neg I)}{P(\neg I) \cdot P(\neg A|\neg I) + P(I) \cdot P(\neg A|I)} \\
 BDR &= \frac{P(I)DR}{P(I) \cdot DR + P(\neg I) \cdot FPR}
 \end{aligned}$$

Κεφάλαιο 3

Περιγραφή και οργάνωση δεδομένων

Απαραίτητη φάση της διαδικασίας εξόρυξης δεδομένων είναι η συλλογή και η προετοιμασία των δεδομένων. Η φάση κατανόησης των δεδομένων περιλαμβάνει τη συλλογή και εξερεύνησή τους. Ρίχνοντας μια πιο προσεκτική ματιά στα δεδομένα, καθίσταται εφικτός ο καθορισμός του πόσο καλά μπορούμε να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα. Η προσεκτική προετοιμασία δεδομένων μπορεί να βελτιώσει δραστικά τις πληροφορίες που μπορούν να εξαχθούν από την εξόρυξη δεδομένων[17].

3.1 Περιγραφή δεδομένων

Τα δεδομένα υπό εξερεύνηση αποτελούνται από καταναλώσεις έξυπνων μετρητών για σχεδόν 5.000 οικιακά νοικοκυριά και 600 επιχειρήσεις. Πιο συγκεκριμένα προέρχονται από την Commision for Energy Regulation (CER), η οποία αποτελεί την ανεξάρτητη αρχή για ενέργεια και νερό της Ιρλανδίας [15]. Οι ενδιαφερόμενοι πελάτες παρείχαν εθελοντικά τα δεδομένα των καταναλώσεων και ερωτηματολόγια για τις καταναλωτικές τους συνήθειες και τις υποδομές τους πράγμα που δίνει τη δυνατότητα να αναλυθούν διεξοδικά τα δεδομένα. Τα αντιπροσωπευτικά αυτά δείγματα συλλέχθηκαν ανώνυμα σε χρονικό παράθυρο σχεδόν 2 ετών, από το (2009-2011) και με συχνότητα λήψης 30 λεπτά για αυτό το διάστημα. Οι πληροφορίες των έξυπνων μετρητών είναι αποθηκευμένες σε έξι διαφορετικά αρχεία κειμένου (.txt), που καθένα έχει 24 εκατομμύρια καταχωρήσεις που αντιστοιχούν σε διάφορες μετρήσεις ενέργειας. Ο Πίνακας 3.1 αντιπροσωπεύει ένα μικρό δείγμα των αρχείων κειμένου, το οποίο αποτελείται από 3 στήλες. Η πρώτη στήλη αναπαριστά το ID του έξυπνου μετρητή που είναι ξεχωριστό για κάθε νοικοκυριό. Η δεύτερη στήλη δείχνει την ημερομηνία και την ώρα που σχετίζεται με τη συγκεκριμένη μέτρηση, ενώ η τρίτη στήλη αποτελεί την αντίστοιχη μέτρηση ενέργειας που καταναλώθηκε σε κιλοβατώρες (kWh)[16].

ID Μετρητή	Κωδικοποιημένη ημερομηνία/ώρα	Κατανάλωση ενέργειας kWh
1392	19503	0.140
1392	19504	0.138
...
1187	22028	1.367
1187	22029	1.425
1392	19940	0.234

Πίνακας 3.1: Στιγμιότυπα αρχείου δεδομένων

3.1.1 Επισκόπηση χρονοσειρών

Έχοντας διευκρινίσει, λοιπόν την προέλευση και τη δομή των δεδομένων αξίζει να γίνει μια αναλυτική επισκόπηση τους. Επειδή, καθίσταται αδιανόητη η μελέτη 4.500 ετήσιων καταναλώσεων, επιλέγονται ομάδες που να αντιπροσωπεύουν τον πληθυσμό. Για να μπορέσει να γίνει αυτό δημιουργήθηκαν 6 συστάδες (ομάδες) που να εκφράζουν είτε τη μορφή της καμπύλης είτε το ύψος της ημερήσιας κατανάλωσης. Με αυτό τον τρόπο ομαδοποιούνται τα δεδομένα και διευκολύνεται η διαδικασία παρατήρησης των χαρακτηριστικών 6 διαφορετικών ομάδων βάση 2 διαφορετικών κριτηρίων. Επιλέχθηκαν 6 συστάδες, καθώς έτσι επιτυγχάνεται ομοιομορφία στο πλήθος των μελών. Άμεσο αποτέλεσμα είναι οι συστάδες να αντιπροσωπεύουν κάποιο μετρήσιμο πλήθος μελών. Στον Πίνακα 3.2 φαίνονται τα αποτελέσματα με τα μέλη κάθε συστάδας:

Συστάδα	Μέλη	Συστάδα	Μέλη	Μέση κατανάλωση(kWh)
1	1083	1	1680	26.75
2	351	2	163	77.35
3	544	3	721	42.67
4	1078	4	49	330.51
5	420	5	1795	13.36
6	1024	6	92	157.39

(α') Συσταδοποίηση βάση των μορφών των χρονοσειρών

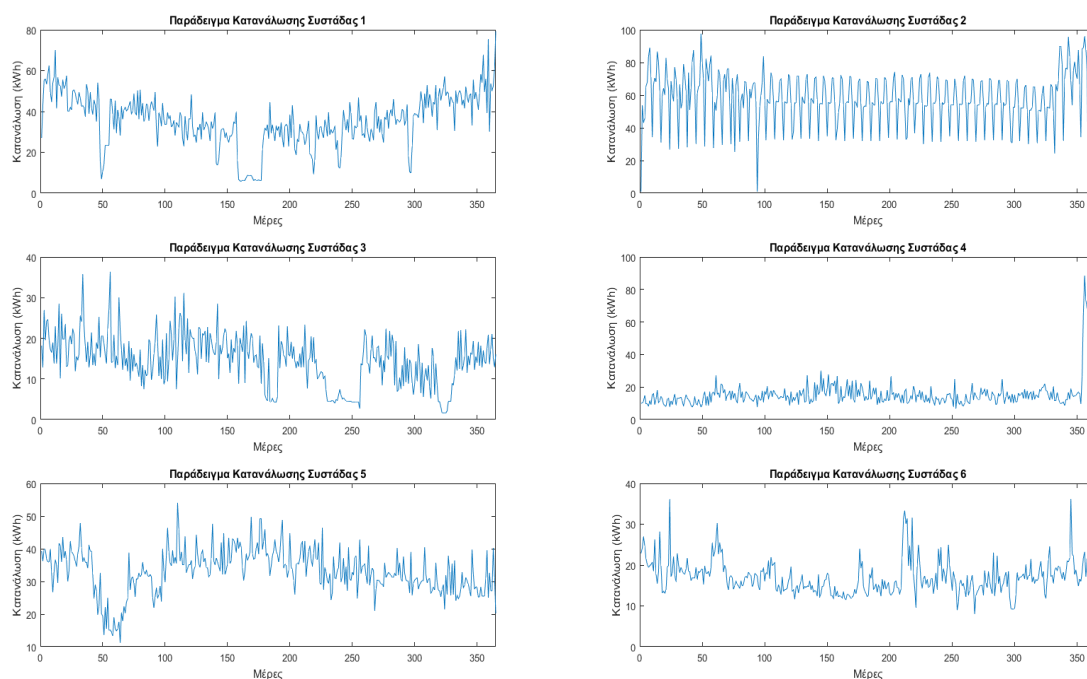
(β') Συσταδοποίηση βάση του ύψους της κατανάλωσης

Πίνακας 3.2: Ομαδοποιήσεις με 2 κριτήρια

Παρατηρείται, λοιπόν πως στον Πίνακα 3.2α' η συσταδοποίηση βάση των μορφών των χρονοσειρών έχει 3 πολυμελείς συστάδες που συνοφίζουν τους 3.185 από τους 4.500 που επιλέχθηκαν για τη δοκιμή δημιουργώντας σχετικά ομοιόμορφες συστάδες. Παράλληλα, στον Πίνακα 3.2β' η συσταδοποίηση βάση του ύψους της κατανάλωσης έχει 2 πολυμελείς συστάδες που συνοφίζουν τους 3.475 από τους 4.500 που επιλέχθηκαν και πρόκειται για απλούς οικιακούς πελάτες κρίνοντας από την μέση ημερήσια κατανάλωση κάθε συστάδας. Δεν μπορεί να παραληφθεί σε αυτό το σημείο το γεγονός πως υπάρχουν 2 ολιγομελείς ομάδες που απαριθμούν

αθροιστικά 141 μέλη και έχουν πολλαπλάσιες ημερήσιες καταναλώσεις από τους υπόλοιπους.

Για περαιτέρω εξερεύνηση των κριτηρίων ομαδοποίησης και των συστάδων δημιουργήθηκαν 2 σχήματα που αποτελούνται από παραδείγματα μελών κάθε συστάδας. Αναλυτικότερα στο Σχήμα 3.2 και στο Σχήμα 3.1 φαίνονται τυχαία επιλεγμένες καταναλώσεις για κάθε συστάδα. Έτσι δίνεται η δυνατότητα να αναλύσουμε τη μορφή 6 διαφορετικών ομάδων, αλλά και να παρατηρούμε τον διαχωρισμό των καταναλωτών και τις χρονοσειρές του με γνώμονα την ημερήσιά του κατανάλωση σε διάρκεια ενός έτους. Όπως φαίνεται παραπάνω υπάρχουν κάποιες

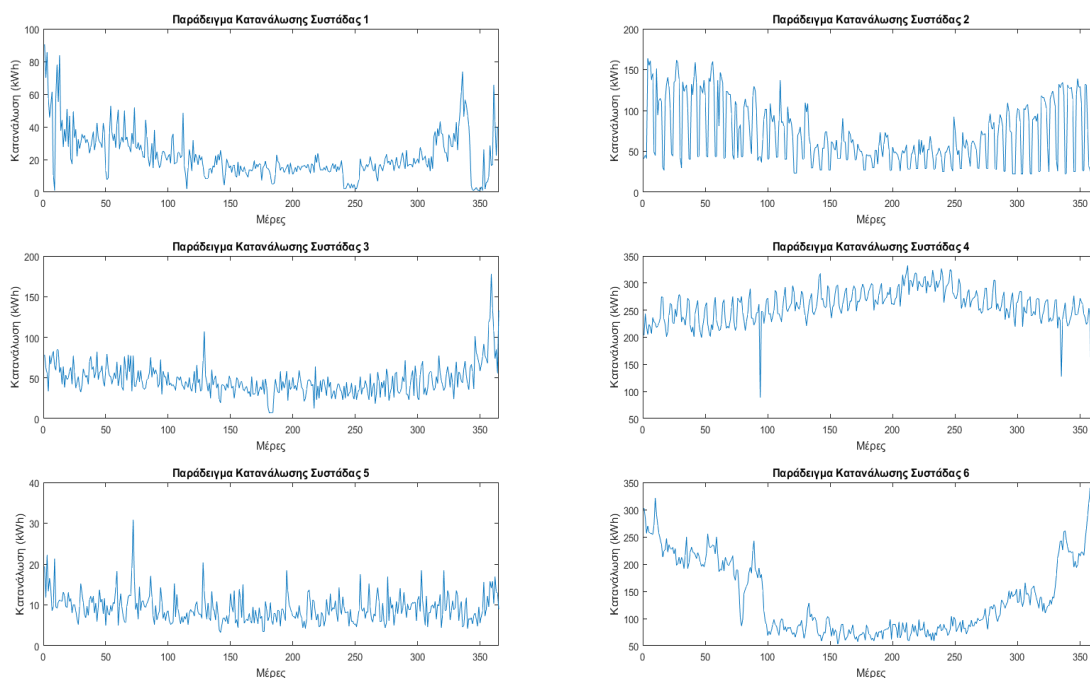


Σχήμα 3.1: Παραδείγματα χρονοσειρών συσταδοποίησης βάση της μορφής των χρονοσειρών

αξιοσημείωτες ομοιότητες και διαφορές μεταξύ των μορφών των καμπυλών.

- Η συστάδα 1 φαίνεται πως στο ενδιάμεσο του έτους έχει μείωση της κατανάλωσης, ενώ κοντά στο χειμώνα όπου ξεκινά και τελειώνει η χρονοσειρά αύξησή της.
- Η συστάδα 2 έχει πολύ έντονες και συνεχείς διακυμάνσεις αλλά κρατά σχεδόν σταθερό μέσο όρο ανά της ημέρες, καθώς η διακύμανση είναι έντονη αλλά γύρω από μια νοητή γραμμή με ελάχιστη κλίση. Παράλληλα, είναι εμφανές πως στους χειμερινούς μήνες έχουμε αισθητή αύξηση της κατανάλωσης.
- Η συστάδα 3 εμφανίζει μια σχετικά ακανόνιστη, αλλά φθίνουσα εν γένει πορεία. Ειδικότερα υπάρχουν 2 σημαντικές βυθίσεις μία το Καλοκαίρι και μία το Φθινόπωρο.
- Η συστάδα 4 θυμίζει σημαντικά λευκό θόρυβο, καθώς δεν παρατηρείται έντονη απόκλιση από την μέση τιμή της καμπύλης, ενώ παράλληλα υπάρχει έντονος βαθμός τυχαιότητας στις διακυμάνσεις με την κατανάλωση να αυξάνεται μόνο τον τελευταίο μήνα του έτους.

- Η συστάδα 5 σημειώνει μια ύφεση στην κατανάλωση στο τέλος του χειμώνα που επιστρέφει στα κανονικά της επίπεδα μέσα στην άνοιξη. Κατά τα άλλα δεν φαίνεται να έχει κάποια άλλη έντονη κλίση.
- Η συστάδα 6 έχει εμφανώς αρχικά φθίνουσα τάση, ενώ μετά το καλοκαίρι ξεκινά βίαια και μετά ομαλότερα να αυξάνεται η ημερήσια κατανάλωση.



Σχήμα 3.2: Παραδείγματα χρονοσειρών συσταδοποίησης βάση του ύψους της κατανάλωσης

Στο παραπάνω Σχήμα εμφανίζονται τα παραδείγματα των συστάδων που δημιουργήθηκαν βάση του ύψους των ημερήσιων καταναλώσεων με τις εξής επισημάνσεις:

- Η συστάδα 1 που αποτελεί τη 2η μεγαλύτερη συστάδα έχει τιμές που κυμαίνονται γενικώς γύρω στις 27 kWh με 2 κύριες αλλαγές στη μονοτονία.
- Η συστάδα 2 εμπεριέχει καταναλωτές μικρομεσαίων επιχειρήσεων με έντονες διακυμάνσεις και σχετικά μεγάλες καταναλώσεις.
- Η συστάδα 3 δεν έχει κάποιο ιδιαίτερο χαρακτηριστικό, καθώς εμφανίζει εξαιρετικές ομοιότητες με τη συστάδα 1 με μόνη διαφορά την μικρότερη κλίση στις μονοτονίες.
- Η συστάδα 4 εμφανίζει πολύ ξεχωριστή συμπεριφορά όντας καμπύλη μιας επιχείρησης με μεγάλες ενεργειακές απαιτήσεις που εμφανίζει τη μέγιστή της ζήτηση μετά τους καλοκαιρινούς μήνες.

- Η συστάδα 5 περιλαμβάνει ένα μεγάλο μέρος των οικιακών καταναλωτών που έχουν προσγειωμένες τιμές ημερήσιας κατανάλωσης, αλλά και μικρές διακυμάνσεις στη μονοτονία και στις μετρήσεις τους.
- Η συστάδα 6 περιγράφει καταναλωτές επιχειρήσεων με έντονη διακύμανση της κατανάλωσης ξεκινώντας με έντονη φθίνουσα πορεία και ακολουθώντας με ομαλή αύξουσα πορεία μετά το καλοκαίρι.

3.1.2 Μοντελοποίηση εποχιακών δεικτών

Για βαθύτερη κατανόηση των χρονοσειρών γίνεται εκτίμηση της εποχιακής και μη εποχιακής καταναλωτικής τάσης με τη χρήση παραμετρικών μοντέλων. Με αυτό τον τρόπο θα καταστεί δυνατή η παρατήρηση της επαναληψιμότητας και των μορφών των καταναλώσεων. Για να γίνει αυτό χρησιμοποιείται αρχικά ο αλγόριθμος K-Means για την ομαδοποίηση των καταναλωτών σε τέσσερις συστάδες βάση του ετήσιου μέσου όρου καθενός. Στη συνέχεια δημιουργείται ένα προφίλ κατανάλωσης για κάθε συστάδα βρίσκοντας το μέσο ημερήσιο όρο κατανάλωσης. Χρειάστηκαν 2000 καταναλωτές για αυτή την ανάλυση με περισσότερους 1800 να ομαδοποιούνται σε δύο ομάδες υποδεικνύοντας προφίλ οικιακών καταναλωτών.

Ανάλυση Παλινδρόμησης

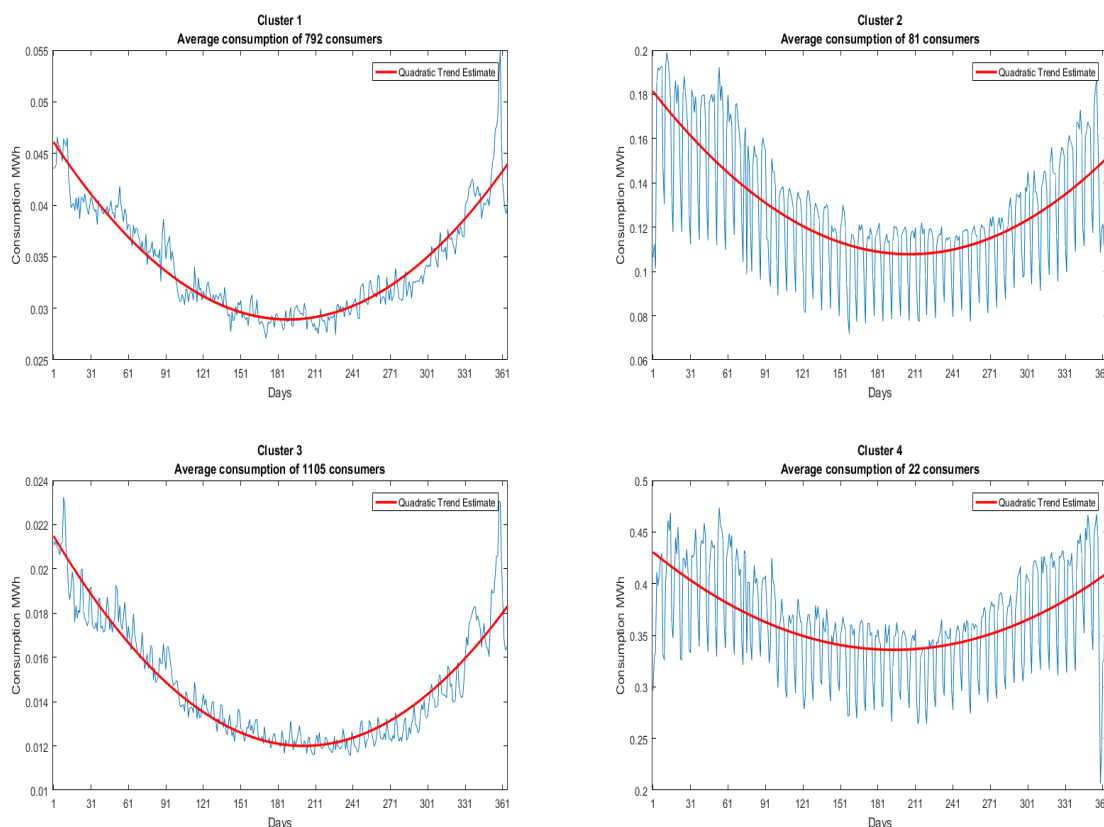
Σκοπός, λοιπόν αυτού του μέρους είναι να γίνει στατιστική μελέτη του πολυωνυμικού μοντέλου στα δεδομένα μας και να δούμε αν οι χρονοσειρές κάθε συστάδας μπορούν να περιγραφούν με πολυώνυμο δευτέρου βαθμού. [6]

$$T_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$$

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.3 οι συστάδες μπορούν να χαρακτηριστούν από μια παραβολική καμπύλη με θετικό συντελεστή μεγιστοβάθμιου όρου.

- Η συστάδα 1 αποτελείται από 792 καταναλωτές και έχει η παραβολική καμπύλη τάσης λαμβάνει ελάχιστη τιμή την 189η μέρα του έτους.
- Η συστάδα 2 αποτελείται από 81 καταναλωτές και έχει η παραβολική καμπύλη τάσης λαμβάνει ελάχιστη τιμή την 206η μέρα του έτους.
- Η συστάδα 3 αποτελείται από 81 καταναλωτές και έχει η παραβολική καμπύλη τάσης λαμβάνει ελάχιστη τιμή την 201η μέρα του έτους.
- Η συστάδα 4 αποτελείται από 81 καταναλωτές και έχει η παραβολική καμπύλη τάσης λαμβάνει ελάχιστη τιμή την 194η μέρα του έτους.

Εύκολα, λοιπόν, βγάνει το συμπέρασμα πως οι οικιακοί καταναλωτές έχουν την τάση να έχουν πιο ομοιόμορφα κατανεμημένα την παραβολική καμπύλη, ενώ οι επιχειρήσεις έχουν μεγαλύτερο βαθμό τυχαιότητας και λιγότερο συμμετρική καμπύλη ως προς το ελάχιστο σημείο της.



Σχήμα 3.3: Εφαρμογή πολυωνύμου δευτέρου βαθμού

Εκτίμηση εποχιακών δεικτών

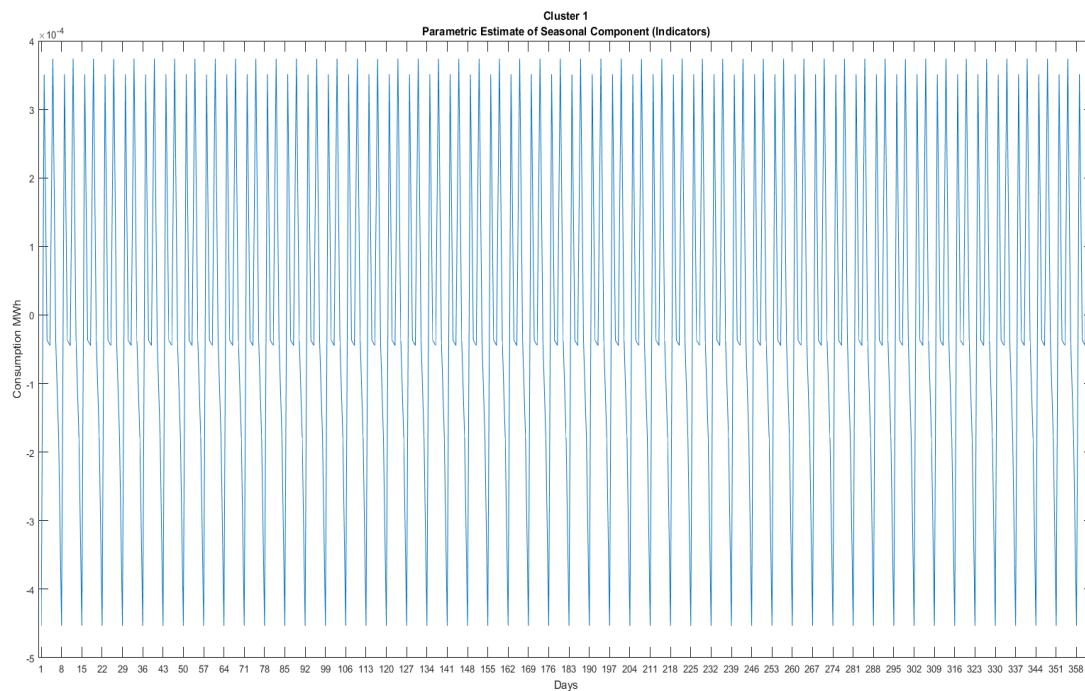
Αρχικά για την εκτίμηση των εποχιακών δεικτών απαιτείται η αφαίρεση του πολυωνύμου δευτέρου βαθμού από τις χρονοσειρές των ομάδων.[5] Δεδομένης της μικρής διάρκειας των καταναλώσεων (1 έτος) καθίσταται αδύνατη η εξαγωγή εποχιακών δεικτών ανά μήνα έτους ή ανά εποχή έτους. Για αυτό το λόγο οι εποχιακοί δείκτες μεταφέρθηκαν ανά ημέρα της εβδομάδας ή ανά ημέρα του μήνα. Για την πρώτη περίπτωση οι δείκτες αναφέρονται στις ημέρες κάθε εβδομάδας, ενώ για την δεύτερη αναφέρονται στις ημέρες κάθε μήνα δημιουργώντας 7 ή 30 δείκτες αντίστοιχα. Για την εβδομαδιαία εποχιακότητα έχω τις παρακάτω καμπύλες για κάθε ομάδα.

Εκτίμηση με διαστήματα ημέρας ανά εβδομάδα

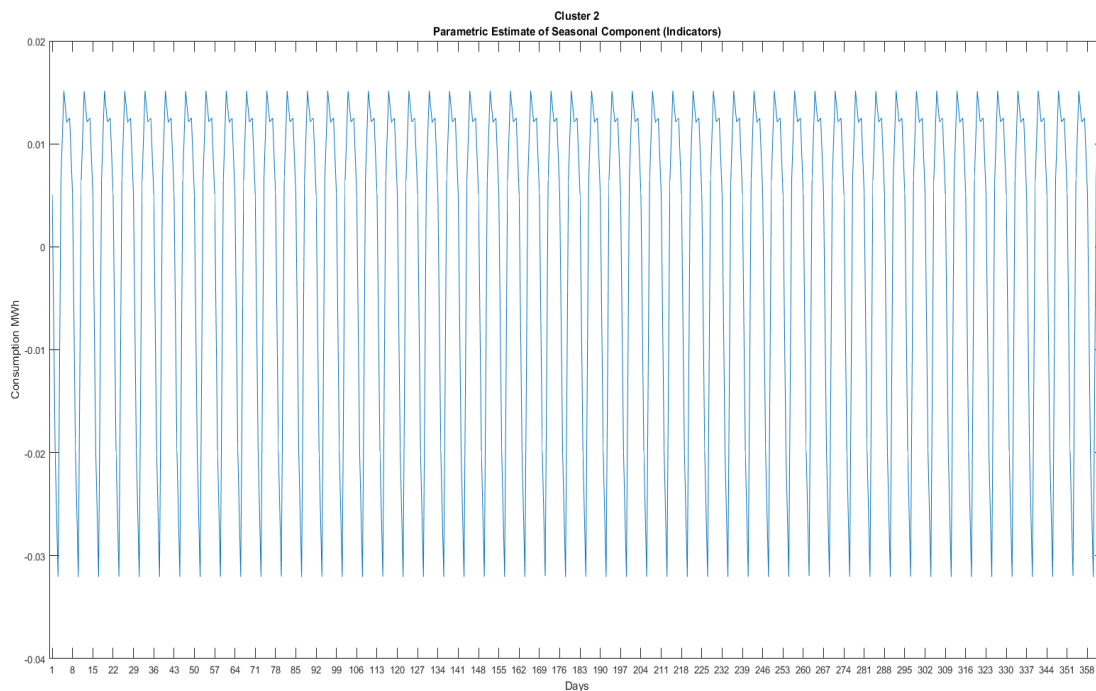
Από την εβδομαδιαία εποχιακότητα λοιπόν εύκολα κάποιος αντιλαμβάνεται πως ανάλογα με τον τύπο των καταναλωτών οι μέρες που έχουμε μέγιστη και ελάχιστη κατανάλωση διαφέρουν ριζικά. Η πρώτη μέρα του έτους για το έτος που μελετάμε είναι Πέμπτη. Ειδικότερα:

- Για τους καταναλωτές συστάδας 1 (οικιακοί καταναλωτές) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις τις Πέμπτες.

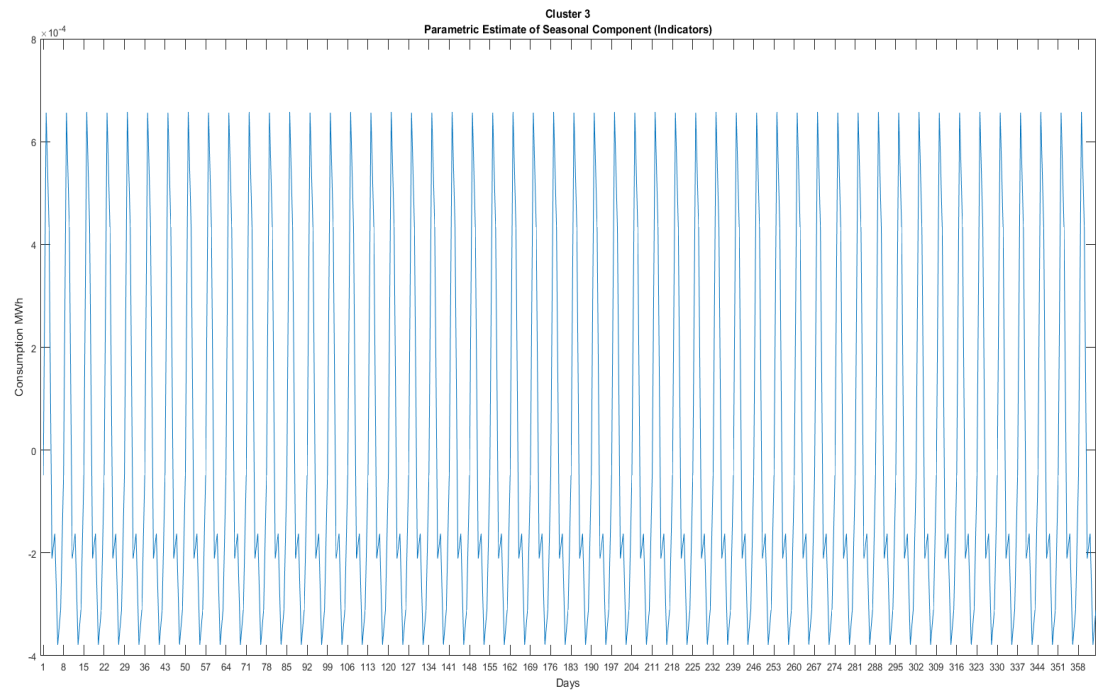
- Για τους καταναλωτές συστάδας 2 (επιχειρήσεις) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις τα Σάββατα.
- Για τους καταναλωτές συστάδας 3 (οικιακοί καταναλωτές) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις τις Τρίτες.
- Για τους καταναλωτές συστάδας 4 (επιχειρήσεις) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις τα Σάββατα.



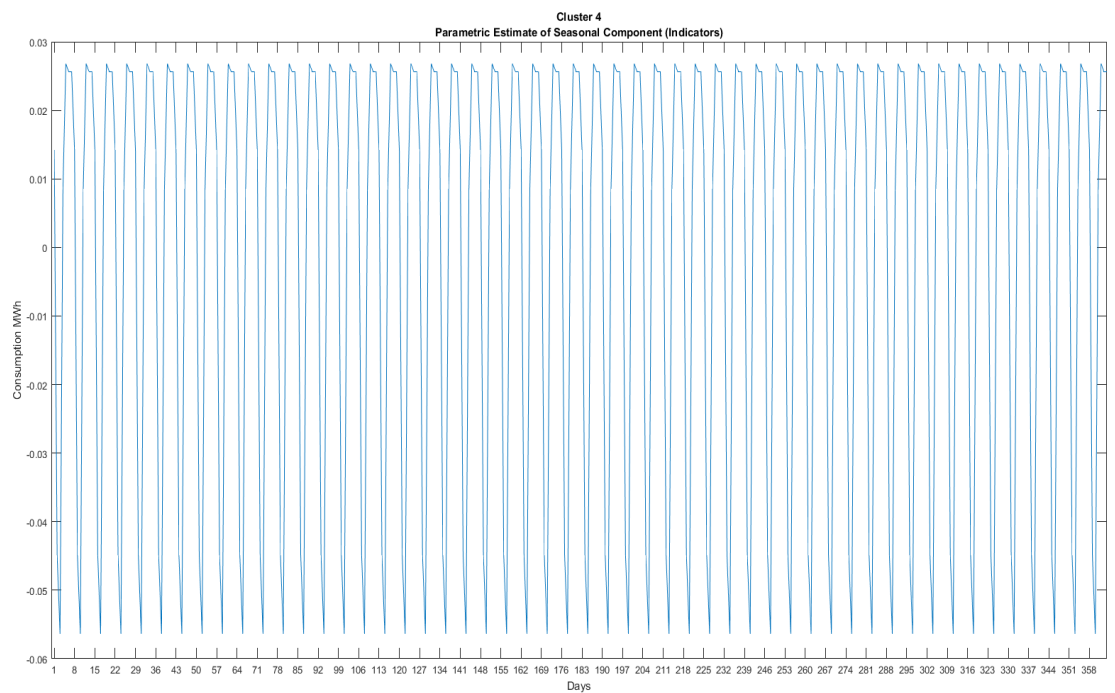
Σχήμα 3.4: Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 1



Σχήμα 3.5: Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 2



Σχήμα 3.6: Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 3



Σχήμα 3.7: Εβδομαδιαία εποχιακότητα ομάδας 4

Εκτίμηση σε διαστήματα ημέρας ανά μήνα

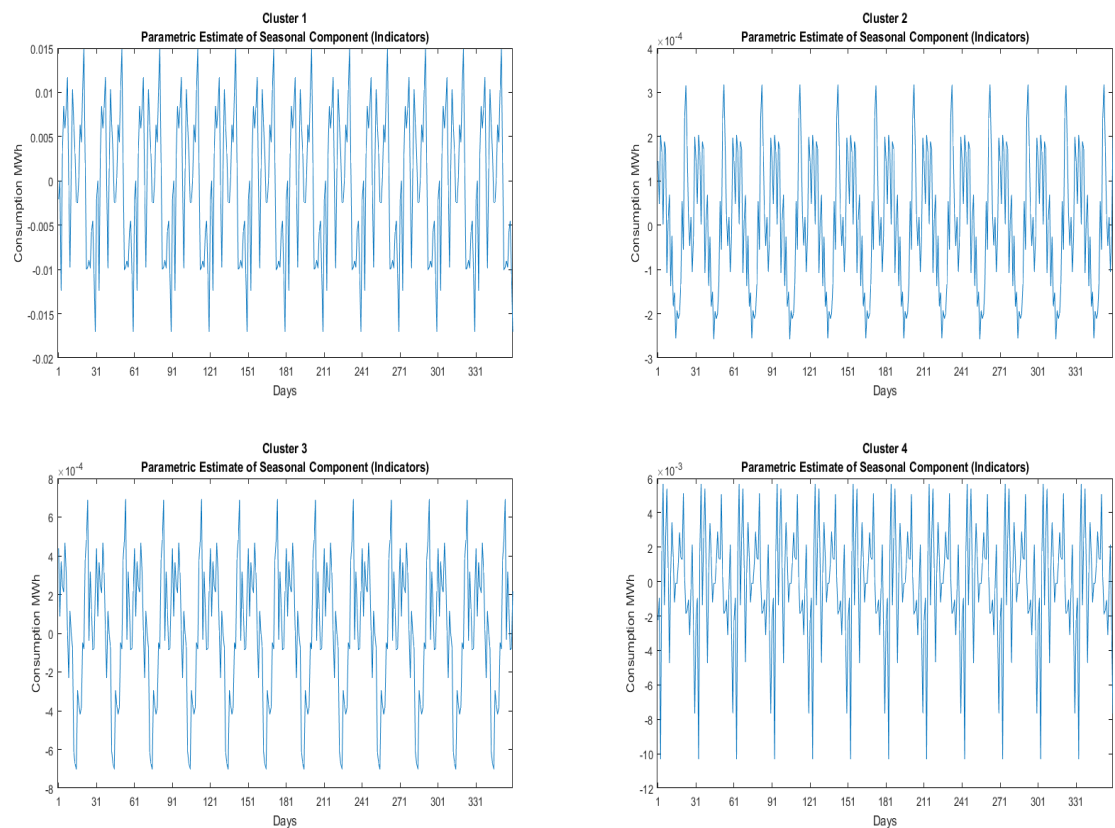
Το διάστημα ενός μήνα αφήνει μεγαλύτερα περιθώριο εποπτείας της χρονοσειράς, ενώ ταυτόχρονα δημιουργεί αποτελέσματα με μεγαλύτερη συνοχή. Από την άλλη πλευρά οι 12 μήνες του έτους δεν μπορούν να εξάγουν πολύ ασφαλή δεδομένα αν συγκριθούν με τις 52 εβδομάδες.

Από την μηνιαία εποχιακότητα γίνεται εύκολα αντιληπτό πως ανάλογα με τον τύπο των καταναλωτών οι μέρες που έχουμε μέγιστη και ελάχιστη κατανάλωση διαφέρουν ριζικά. Ειδικότερα:

- Για τους καταναλωτές συστάδας 1 (επιχειρήσεις) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις στις 30 του μηνός.
- Για τους καταναλωτές συστάδας 2 (οικιακοί καταναλωτές) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις στις 15 του μηνός.
- Για τους καταναλωτές συστάδας 3 (οικιακοί καταναλωτές) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις στις 15 του μηνός.
- Για τους καταναλωτές συστάδας 4 (επιχειρήσεις) έχουμε ελάχιστες καταναλώσεις στις 3 του μηνός.

Αφαίρεση εποχιακών δεικτών

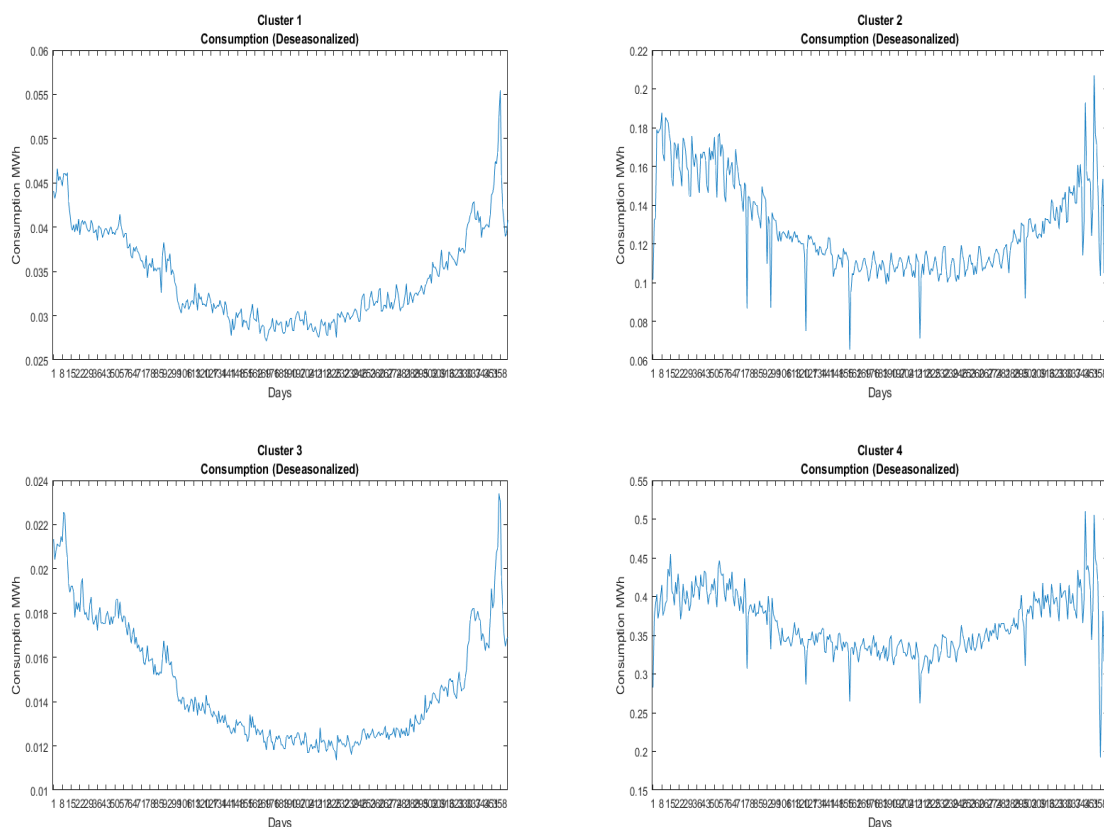
Σε αυτό το σημείο είναι σημαντικό να παρατηρηθεί η κατανάλωση χωρίς τους εποχιακούς δείκτες. Με αυτό τον τρόπο καθίσταται ευκολότερη η θεώρηση της μορφής των κυματομορφών και η σύγκρισή τους με τις αρχικές καταναλώσεις του πρώτου μέρους. Αφαιρώντας τα εποχιακά χαρακτηριστικά οι καμπύλες πλησιάζουν περισσότερο στην παραβολική συνάρτηση. Έτσι η καταναλωτική τους τάση χωρίς τους εποχιακούς δείκτες γίνεται πιο έντονη και ευδιάκριτη.



Σχήμα 3.8: Μηνιαία εποχιακότητα

Εκτίμηση ακανόνιστης συνιστώσας

Τέλος έχει ενδιαφέρον να δούμε το βαθμό της τυχαιότητας που έχουμε στις καταναλώσεις των συστάδων που δημιουργήθηκαν. Αυτό επιτυγχάνεται αφαιρώντας την εποχιακή χρονοσειρά και την καταναλωτική τάση της αρχικής χρονοσειράς. Με αυτό τον τρόπο γίνεται σαφές ότι παρόλο την εποχιακότητα και την τάση οι χρονοσειρές έχουν αισθητό τυχαίο παράγοντα. Η αφαίρεση δημιουργεί αλλαγές στο επίπεδο της χρονοσειράς, σταθεροποιώντας έτσι το μέσο όρο της. Γίνεται αντιληπτό πως έχουν μη προβλέψιμα πρότυπα τουλάχιστον με δεδομένα διάρκειας ενός έτους. Τέτοιου τύπου δεδομένα λέγονται στατικές χρονοσειρές.[;]

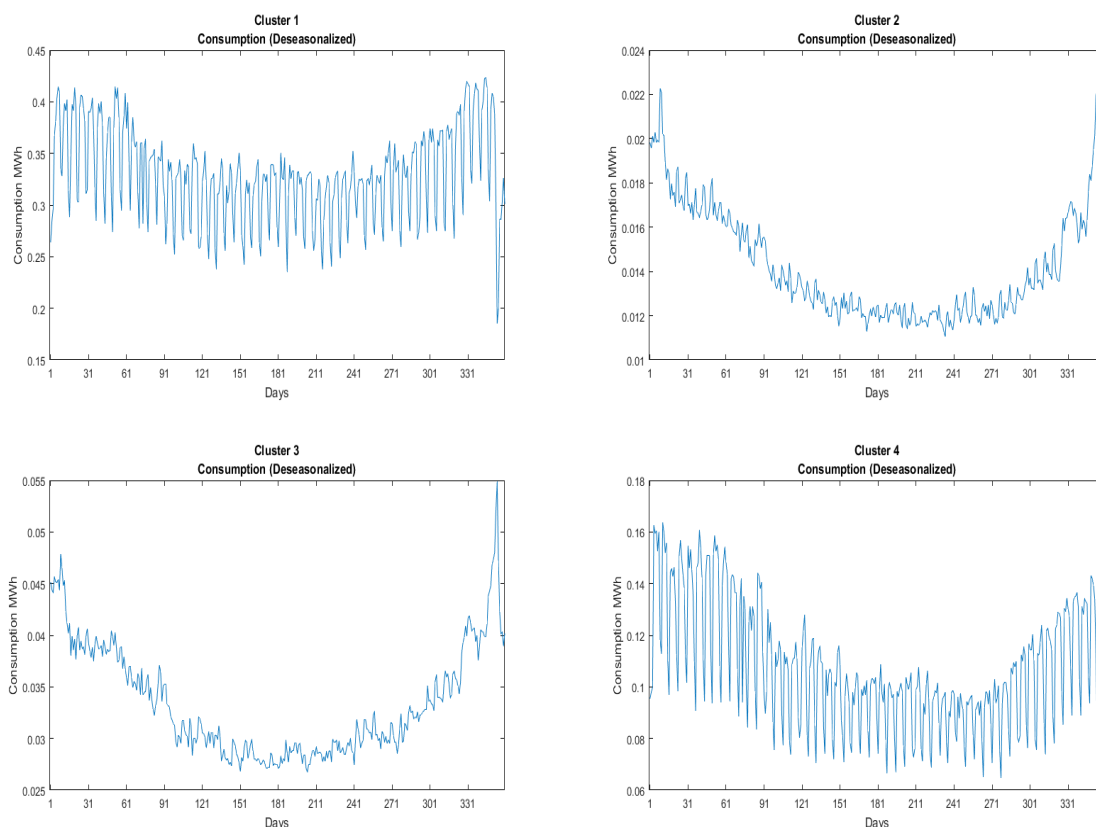


Σχήμα 3.9: Κατανάλωση χωρίς εποχιακούς δείκτες ανά εβδομάδα

Εξερεύνηση ημερών με χαμηλές καταναλώσεις

Για να αντληθούν περαιτέρω χαρακτηριστικά των χρονοσειρών χρειάστηκε η υλοποίηση αλγορίθμου με διπλή συσταδοποίηση. Σύμφωνα με τον αλγόριθμο πρώτα συσταδοποιούνται οι καταναλωτές με βάση την ημερήσια κατανάλωση, εν συνεχεία για κάθε συστάδα δημιουργείται νέα ομαδοποίηση με βάση την ομοιότητα κάθε ημερήσιας κατανάλωσης. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να παρατηρηθεί ποιες μέρες όμοιων καταναλωτών έχουν παρόμοιες καταναλώσεις. Καθίσταται έτσι εφικτό, να φιλτράρουμε από τα δεδομένα μας μέρες με χαμηλή κατανάλωση που γνωρίζουμε πως θα δυσκόλευαν το πρόβλημα της ταξινόμησης σε αληθή και αλλοιωμένα δεδομένα.

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου έδειξαν πως μόνο τα Σάββατα μιας συστάδας εμφανίζουν έντονη ομοιότητα οικιακών καταναλώσεων. Οι Κυριακές κατά κύριο λόγο συσταδοποιούνται με την υπόλοιπη εβδομάδα δημιουργώντας την εβδομαδιαία τάση, γεγονός που δείχνει πως για τους περισσότερους καταναλωτές η Κυριακή είναι εργάσιμη ημέρα. Παράλληλα, παρατηρείται πως ανά περιόδους οι καταναλώσεις δημιουργούν νέες συστάδες αφήνοντας μόνο τα Σάββατα να σπάνε την συνεχόμενη συσταδοποίηση. Στον Πίνακα 3.3 φαίνεται πως ακόμη και στα Σάββατα δεν έχουμε απολύτως γεμάτες συστάδες.



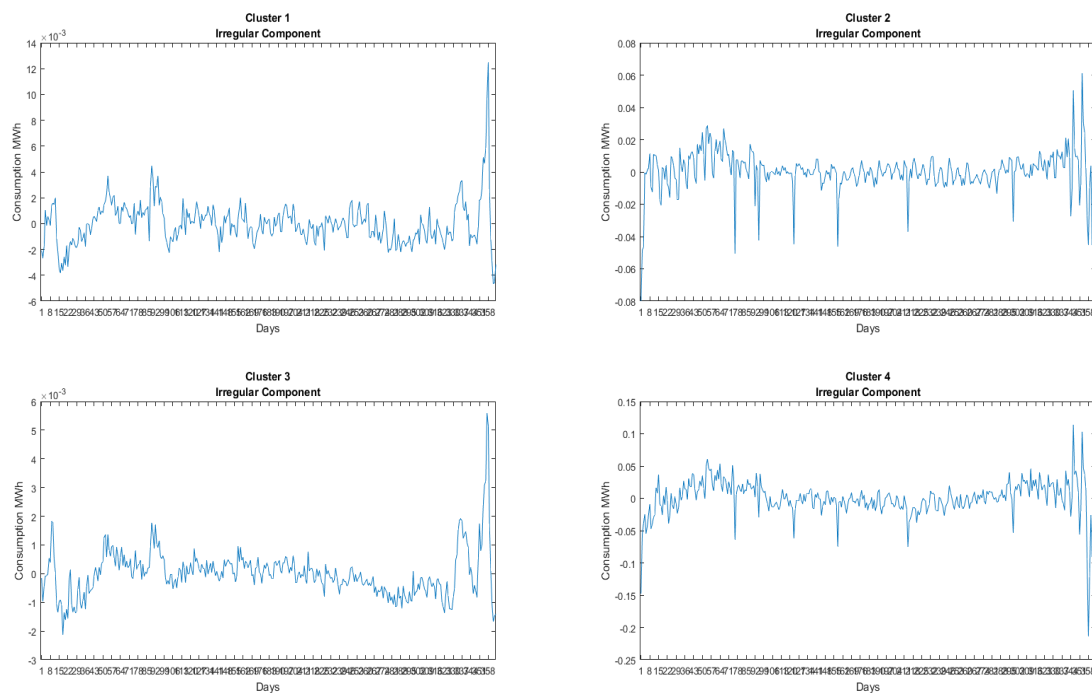
Σχήμα 3.10: Κατανάλωση χωρίς εποχιακούς δείκτες ανά μήνα

Συστάδες Καταναλωτών				
Συστάδες Σαββάτου	Συστάδα 1	Συστάδα 2	Συστάδα 3	Συστάδα 4
Συστάδα 1	0	24	30	19
Συστάδα 2	9	11	0	15
Συστάδα 3	0	9	0	0
Συστάδα 4	42	0	0	0
Συστάδα 5	0	2	0	0
Συστάδα 6	0	4	0	7
Συστάδα 7	0	1	21	10

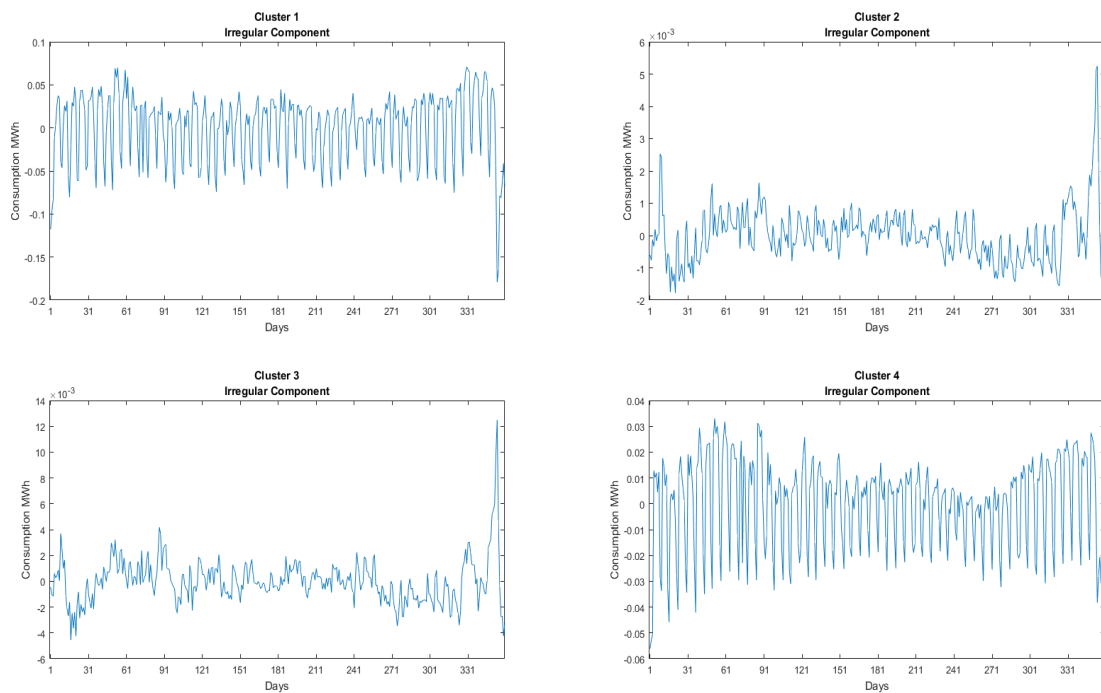
Πίνακας 3.3: Έλεγχος συσταδοποίησης Σαββάτου

Παρατηρήσεις

Τα εμφανή χαρακτηριστικά εποχιακότητας και η εφαρμογή πολυωνύμου δευτέρου βαθμού στις χρονοσειρές θέτει καλό υποψήφιο τα μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειρών. Με ένα τέτοιο σύστημα θα δημιουργείται μια πρόβλεψη κατανάλωσης από έμπιστους καταναλωτές για κάποιο χρονικό διάστημα. Εν συνεχεία θα αλλοιώνονται τα χαρακτηριστικά κάποιου μέρους των



Σχήμα 3.11: Εκτίμηση ακανόνιστης συνιστώσας με εβδομαδιαία εποχιακότητα



Σχήμα 3.12: Εκτίμηση ακανόνιστης συνιστώσας με μηνιαία εποχιακότητα

καταναλωτών και θα ελέγχεται αν ο αλγόριθμος μπορεί να διαχωρίσει τις αλλοιωμένες τιμές από αυτές που προέβλεψε.

3.2 Προεπεξεργασία και καθάρισμα δεδομένων

3.3 Προσομοίωση απάτης

3.3.1 Τύποι απάτης

Κεφάλαιο 4

Αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης

4.1 Θεωρία Λογιστικής Παλινδρόμησης

4.2 Δοκιμή ταξινόμησης με λογιστική παλινδρόμηση

4.3 Θεωρία Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης

4.4 Δοκιμή ταξινόμησης με Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

4.4.1 Δοκιμή χρονοσειρών χωρίς πυρήνα

Αποτελέσματα δοκιμής

4.4.2 Δοκιμή χαρακτηριστικών με πυρήνα PBΦ

Αποτελέσματα δοκιμής

4.5 Σχόλια

Κεφάλαιο 5

Αλγόριθμοι μη-επιβλεπόμενης μάθησης

5.1 Συστατικά αλγορίθμου μη-επιβλεπόμενης μάθησης

5.1.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

5.1.2 Εφαρμογή αλγορίθμου συσταδιοποίησης

5.1.3 Μεθοδολογία εξαγωγής αποτελεσμάτων

5.2 Δοκιμή αλγορίθμου μη επιβλεπόμενης μάθησης

5.2.1 Αποτελέσματα δοκιμής αλγορίθμου

5.3 Συστατικά αλγορίθμου ημι-επιβλεπόμενης μάθησης

5.3.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

5.3.2 Εφαρμογή αλγορίθμου συσταδοποίησης

5.3.3 Εφαρμογή αλγορίθμου μείωσης διάστασης

5.3.4 Εφαρμογή αλγορίθμου ανίχνευσης ανωμαλιών

5.3.5 Μεθοδολογία εξαγωγής αποτελεσμάτων

5.4 Δοκιμή αλγορίθμου ημι-επιβλεπόμενης μάθησης

5.4.1 Αποτελέσματα δοκιμής αλγορίθμου

5.5 Σχόλια

Κεφάλαιο 6

Δυσκολίες και μελλονική κατεύθυνση

6.1 Τεχνικά εμπόδια

- 6.1.1 Έλλειψη μακροχρόνιων δεδομένων
- 6.1.2 Δυσκολία γενίκευσης σε άλλες καταναλωτικές συνήθειες
- 6.1.3 Δυσκολία επιλογής μετρικών
- 6.1.4 Εύρεση αξιόπιστων δυαδικών χαρακτηρισμών
- 6.1.5 Ανατροφοδότηση ελέγχων

6.2 Ασφάλεια Καταναλωτών

- 6.2.1 Ασφάλεια Μετρητών
- 6.2.2 Απειλή ιδιωτικότητας

Κεφάλαιο 7

Συμπεράσματα

7.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων

7.2 Συμπερασματικές σημειώσεις

Βιβλιογραφία

- [1] Malay Mail. *Tenaga out to short-circuit electricity thefts*. 1999. January 1.
- [2] Thomas B. Smith. *Electricity theft: a comparative analysis* Energy Policy Volume 32. Issue 18. 2004. pp. 2067-2076.
- [3] P. Kadurek, J. Blom, J. F. G. Cobben and W.L.Kling. *Theft detection and smart metering practices and expectations in the Netherlands* Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe. 2010 IEEE PES. 2010. pp. 1
- [4] Mathworks. *Parametric Trend Estimation*. 2017. <https://www.mathworks.com/help/econ/parametric-trend-estimation.html>. (accessed 4 August 2017).
- [5] George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins, Gregory C. Reinsel, Greta M. Ljung. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. New Jersey: Wiley, 2016. pp. 310-324.
- [6] Rob J. Hyndman and George Athanasopoulos. *Forecasting: principles and practice*. 2012. <https://www.otexts.org/fpp>. (accessed 4 August, 2017).
- [7] S. De, R. Anand, A. Naveen and S. Moinuddin. *E-metering solution for checking energy thefts and streamlining revenue collection in India*. Transmission and Distribution Conference and Exposition. 2003 IEEE PES 2003. pp. 654-658 vol.2.
- [8] ERGEG. *Smart Metering with a Focus on Electricity Regulation*. E07-RMF-04-03. 2007.
- [9] Tacis. *Improving Residential Electricity Services*. Tacis Technical Dissemination Project. <http://www.tacisinfo.ru>. 1998.
- [10] Mkhwanazi. *Electricity as a birthright and the problem of non-payment*. Third Annual South Africa Revenue Protection Conference. 1999.
- [11] Micheal J. North and Charles M. Macal. *Managing Business Complexity: Discovering Strategic Solutions with Agent-Based Modeling and Simulation*. New York: Oxford University Press, 2007. ch. 2, Other angles on Nondeterminism
- [12] P. Antmann. *Reducing Technical and Non-Technical Losses in the Power Sector*. Transmission and Distribution Conference and Exposition. World Bank, Washington, DC. 2009. pp. 24-26 vol.2.

- [13] Jason Brownlee. *A Tour of Machine Learning Algorithms*. 2013. <http://machinelearningmastery.com/a-tour-of-machine-learning-algorithms/>. (accessed 7 August, 2017).
- [14] S. Axelsson. *The Base-Rate Fallacy and its Implications for the Difficulty of Intrusion Detection*. CCS '99 Proceedings of the 6th ACM conference on Computer and communications security. Computer and Communications Security. 1999. pp. 1-7
- [15] Commission for Energy Regulation. <http://www.cer.ie/about-cer/general-information>. accessed 24 August, 2017.
- [16] V. Ford, A. Siraj and W. Eberle. *Smart Grid Energy Fraud Detection Using Artificial Neural Network*. Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG). 2014 IEEE Symposium 2014. pp. 2-4.
- [17] Oracle *Data Mining Concepts* https://docs.oracle.com/cd/B28359_01/datamine.111/b28129/process.htm#DMCON002. accessed 24 August, 2017
- [18] Θοδωρής Παναγούλης. «Εγχειρίδιο» από τη ΠΑΕ για την αντιμετώπιση των όλο και περισσότερων ρευματοκλοπών. <https://energypress.gr/news/egheiridio-apo-ti-rae-gia-tin-antimetopisi-ton-olo-kai-perissoteron-reymatoklopon>. accessed 6 August 2017. 2017.
- [19] Ρυθμιστική Αρχή Ενέργειας. *Εγχειρίδιο Ρευματοκλοπών σε εφαρμογή της παραγράφου 23 του άρθρου 95 του Κώδικα Διαχείρισης Δικτύου Διαχείρισης Διανομής Ηλεκτρικής Ενέργειας*. Athens, 30 May 2017. Εφημερίδα της κυβερνήσεως της Ελληνικής Δημοκρατίας. pp. 1871 vol.2.
- [20] Δημόσια Επιχείρηση Ηλεκτρισμού. *Το Κόστος των Ρευματοκλοπών*. Athens, 5 May 2017. Δελτίο τύπου 552017.

Παράρτημα Α΄

Αναλυτικά Αποτελέσματα

Ακολουθούν τα αναλυτικά αποτελέσματα ακρίβειας των μεθόδων με τη προτεινόμενη μέθοδο στις αριστερές στήλες και την κλασική στις δεξιές:

	DES	HES	LRL	Naive	SES	Θ	DES	HES	LRL	Naive	SES	Θ
1	1.46	1.66	1.45	1.39	1.39	1.53	1.99	2.25	3.15	1.8	1.84	2.05
2	0.9	0.99	0.99	1.0	0.84	0.82	1.04	1.06	1.06	1.0	1.0	1.03
3	0.97	0.93	0.93	0.85	1.11	1.07	1.04	1.37	2.25	1.37	1.37	1.37
4	0.86	0.83	0.94	0.85	0.85	0.84	0.87	1.06	3.64	1.01	1.01	1.04
5	0.7	0.67	0.67	0.86	0.75	0.75	1.19	1.19	1.24	1.13	1.19	1.19
6	0.77	0.76	1.38	0.73	0.78	0.77	0.99	1.04	5.62	1.04	1.04	1.04
7	0.66	0.77	0.77	0.67	0.35	0.44	1.1	1.08	1.08	0.78	1.16	1.12
8	0.67	0.65	0.54	0.69	0.67	0.66	0.6	0.76	1.01	0.87	0.87	0.82
9	0.5	0.47	0.46	0.5	0.5	0.48	0.46	0.51	0.72	0.51	0.51	0.51
10	0.33	0.35	0.35	0.82	0.71	0.3	1.32	1.43	1.31	1.44	1.44	1.44
11	10.52	4.28	4.28	1.0	18.86	14.15	1.0	3.7	30.34	1.0	11.37	6.76
12	1.04	0.9	0.87	1.29	1.29	1.09	0.98	0.75	1.54	1.05	1.05	0.8
13	2.98	2.6	2.6	1.21	3.79	3.75	0.97	0.97	3.22	1.23	1.23	0.97
14	3.4	4.72	4.29	5.02	5.02	4.87	0.74	5.79	15.39	6.63	6.63	6.21
15	0.81	0.74	0.7	0.87	0.82	0.78	0.56	0.57	0.57	0.83	0.55	0.55
16	0.89	0.89	0.74	0.91	0.88	0.89	0.85	1.36	1.77	1.39	1.41	1.39
17	1.0	1.0	0.65	0.99	0.99	1.0	1.0	1.0	3.18	1.0	1.0	1.0
18	0.76	0.69	0.69	0.83	0.91	0.92	1.29	1.3	2.07	1.17	1.29	1.29
19	0.5	0.5	0.55	0.5	0.5	0.5	0.83	0.94	1.27	0.43	0.43	0.43
20	0.6	0.59	0.59	0.6	0.61	0.6	0.56	0.39	0.75	0.33	0.33	0.36
21	1.51	1.49	1.22	1.51	1.51	1.5	1.67	1.77	2.46	1.79	1.79	1.78
22	0.41	0.4	0.4	0.43	0.43	0.42	0.5	0.44	0.91	0.43	0.43	0.43
23	0.46	0.5	0.64	0.46	0.46	0.47	0.25	0.33	2.33	0.26	0.26	0.29
24	0.85	0.86	0.89	0.83	0.83	0.85	0.9	0.9	0.9	0.89	0.89	0.9
25	0.5	0.51	0.56	0.53	0.53	0.52	1.35	1.71	3.77	1.72	1.72	1.71
26	0.62	0.61	0.64	0.62	0.62	0.62	0.75	0.46	1.36	0.48	0.48	0.47

27	0.44	0.43	0.43	0.74	0.63	0.53	1.0	1.04	3.08	0.95	1.04	1.04
28	0.62	0.7	0.87	0.63	0.63	0.67	0.93	1.0	2.81	0.78	0.78	0.78
29	0.76	0.71	0.71	0.71	0.71	0.71	1.0	1.0	1.88	1.1	1.1	1.1
30	0.55	0.57	0.57	0.58	0.5	0.5	1.0	0.89	1.51	0.89	0.89	0.89
31	0.73	0.69	0.69	0.69	0.8	0.78	1.04	1.02	1.3	1.0	1.0	1.01
32	1.0	0.69	0.69	0.98	0.59	0.64	1.0	0.75	3.21	0.97	0.97	0.86
33	0.48	0.45	0.45	0.42	0.55	0.53	0.94	0.75	1.65	0.78	0.78	0.76
34	0.89	0.93	4.34	0.52	0.53	0.81	1.0	0.58	11.11	0.26	0.33	0.37
35	1.0	1.0	1.15	1.0	1.0	1.0	1.0	0.97	5.45	1.0	1.0	0.99
36	0.72	0.97	0.97	0.81	1.1	0.81	1.16	1.0	1.0	0.73	4.55	3.16
37	0.73	0.76	0.76	0.58	0.56	0.64	1.05	1.11	2.96	1.12	1.12	1.11
38	0.92	0.85	1.02	0.92	0.92	0.89	1.0	0.81	2.72	0.95	0.95	0.87
39	0.56	0.54	0.54	0.61	0.63	0.62	0.74	0.83	1.38	0.58	0.73	0.78
40	0.6	0.58	0.58	0.6	0.66	0.63	0.89	0.79	0.79	0.37	1.16	0.98
41	0.43	0.39	0.39	0.42	0.42	0.41	0.38	0.41	0.62	0.41	0.41	0.41
42	0.61	0.6	1.05	0.61	0.61	0.61	0.96	0.46	5.8	0.55	0.55	0.51
43	0.62	0.76	4.62	0.64	0.64	0.82	1.09	1.15	6.07	1.18	1.18	1.17
44	0.89	0.88	0.88	0.85	0.94	0.91	0.49	0.57	2.28	0.49	0.51	0.54
45	0.54	0.61	1.06	0.96	0.52	0.57	1.0	0.51	5.27	0.96	0.96	0.72
46	0.84	0.96	0.96	0.4	0.68	0.78	1.0	3.08	3.08	0.85	1.04	1.04
47	0.51	0.47	0.47	0.55	0.54	0.53	0.37	0.37	0.82	0.37	0.37	0.37
48	0.32	0.24	0.24	1.08	0.77	0.59	1.69	1.97	3.39	1.77	1.77	1.84
49	0.38	0.41	0.41	0.29	0.3	0.33	1.0	0.99	1.66	0.85	0.99	1.0
50	1.18	1.03	1.03	2.08	2.59	1.58	6.59	5.62	5.62	3.29	11.4	9.2
51	0.9	0.81	1.16	0.9	0.9	0.86	0.94	0.75	4.36	0.94	0.94	0.84
52	0.52	0.57	0.57	0.93	0.51	0.45	1.0	0.62	3.73	0.91	0.91	0.69
53	0.49	0.4	0.7	0.5	0.5	0.45	1.21	1.26	1.78	1.26	1.26	1.26
54	0.51	0.84	0.84	0.55	0.53	0.41	1.32	1.16	1.16	0.86	0.98	1.92
55	1.0	1.0	1.0	1.0	0.59	0.95	0.96	1.01	1.01	1.0	2.07	1.53
56	0.68	0.82	0.82	0.71	0.82	0.72	1.11	1.11	2.3	1.0	1.11	1.11
57	1.02	1.0	1.0	0.9	0.9	1.01	1.0	1.01	2.02	1.11	1.11	1.04
58	0.62	0.64	0.64	0.61	0.58	0.61	0.76	0.83	2.97	0.8	0.8	0.8
59	0.69	0.77	0.77	0.66	0.91	0.89	1.35	1.36	3.68	1.37	1.37	1.36
60	0.78	0.8	0.8	0.83	0.83	0.8	0.37	0.38	0.35	0.48	0.35	0.36
61	1.0	0.99	0.6	0.99	0.99	0.99	1.0	0.99	3.54	1.0	1.0	0.99
62	0.68	0.66	0.51	0.71	0.68	0.67	1.0	0.54	2.37	0.67	0.67	0.6
63	1.0	0.89	1.0	0.88	0.88	0.55	0.94	0.84	1.56	1.09	1.09	0.94
64	0.92	1.0	1.0	0.41	0.5	0.38	0.87	0.89	0.89	0.58	3.02	2.93
65	0.91	0.78	0.51	0.74	0.74	0.76	1.0	1.0	3.51	0.8	0.8	0.7
66	0.74	0.7	0.7	0.61	1.1	0.88	1.2	0.99	0.99	0.52	0.52	0.58
67	0.73	0.72	0.72	0.73	0.73	0.73	0.9	0.99	0.66	0.26	0.26	0.23

68	0.39	0.45	0.45	0.46	0.26	0.24	0.59	0.79	0.9	0.58	0.58	0.66
69	1.0	0.8	1.1	0.92	0.92	0.86	1.0	1.08	5.7	1.1	1.1	1.09
70	0.55	0.56	0.56	0.5	0.55	0.55	0.95	1.0	2.28	1.18	1.18	1.15
71	0.61	0.62	0.62	0.61	0.61	0.61	0.85	0.22	0.97	0.27	0.27	0.24
72	0.62	0.86	0.86	0.46	0.55	0.46	0.95	0.97	2.2	0.8	0.8	0.8
73	0.82	0.68	0.68	0.48	1.01	0.95	1.0	1.08	2.08	0.83	0.93	0.96
74	0.46	0.38	0.38	0.83	1.22	0.86	0.97	0.97	3.62	0.81	0.81	0.95
75	1.69	1.92	1.92	0.98	1.1	1.34	1.29	2.71	7.19	1.48	1.48	2.1
76	1.97	1.49	0.98	2.13	2.46	1.98	1.67	1.5	1.34	2.69	3.38	2.03
77	0.44	0.45	0.48	0.36	0.36	0.41	0.77	0.82	2.38	0.84	0.84	0.83
78	0.55	0.58	0.58	0.45	0.41	0.48	0.97	0.53	2.53	0.61	0.61	0.54
79	0.62	0.69	0.69	0.49	0.49	0.52	0.64	0.82	2.76	0.69	0.69	0.71
80	0.43	0.44	0.56	0.41	0.43	0.44	0.97	0.79	1.88	0.79	0.79	0.79
81	0.86	1.0	1.0	0.71	0.71	0.99	1.01	1.0	1.2	0.92	0.92	1.04
82	0.58	0.59	0.59	0.52	0.54	0.55	0.54	0.93	2.21	0.6	0.6	0.59
83	0.49	0.51	0.51	0.5	0.5	0.49	0.54	0.47	1.39	0.54	0.54	0.5
84	1.0	0.55	1.73	0.89	0.89	0.72	1.0	1.07	8.42	1.12	1.12	1.08
85	0.57	0.61	0.61	0.89	0.37	0.41	1.83	2.05	3.58	1.83	1.83	1.94
86	0.54	0.6	0.6	0.41	0.45	0.5	0.72	1.24	3.21	0.65	0.78	0.93
87	0.68	0.81	0.81	0.53	0.53	0.48	0.33	0.34	1.15	0.35	0.35	0.35
88	0.45	0.45	0.45	0.46	0.5	0.47	1.66	1.87	1.87	0.38	0.39	0.46
89	0.64	0.81	1.61	0.54	0.54	0.67	1.04	1.0	6.91	0.78	0.78	0.87
90	4.04	4.54	4.54	2.69	2.23	3.11	4.41	7.15	13.5	3.79	3.79	5.47
91	0.87	0.93	0.93	0.49	0.49	0.59	0.56	0.94	1.64	0.39	0.39	0.38
92	0.42	0.49	0.49	0.43	0.43	0.4	0.88	0.94	2.5	0.54	0.54	0.56
93	0.44	0.48	0.48	0.81	0.19	0.25	1.0	1.0	2.59	0.75	0.75	0.46
94	1.81	2.06	2.06	0.7	0.86	1.37	1.0	1.0	7.33	1.42	1.42	1.44
95	0.97	0.98	0.85	0.96	0.96	0.97	1.0	0.76	0.74	0.96	0.96	0.86

Πίνακας Α'.1: Δείκτες Αχρίβειας για όλες τις χρονοσειρές

Γλωσσάριο

Ελληνικός όρος

στιβαρότητα
κινητοί μέσοι όροι
επαναδειγματοληψία
δειγματοληψία προς τα πάνω
δειγματοληψία προς τα κάτω
βάση σύγκρισης
εκθετική εξομάλυνση
γραμμές Θ
μηχανική μάθηση
ανάλυση συστάδων
συστάδα
συσταδοποίηση
υπερπροσαρμογή
περιηγητής

Αγγλικός όρος

robustness
moving averages
resampling
upsampling
downsampling
benchmark
exponential smoothing
theta lines
machine learning
cluster analysis
cluster
clustering
overfitting
browser

