



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

**Προσαρμογή της Συχνότητας Βάσεων Μη
Παραεμβατικής Παρακολούθησης Ενεργειακών
Φορτίων σε Μετρητικά Δεδομένα Ελληνικών
Οικιών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Λειβαδίτης

Επιβλέπων: Χρυσόστομος (Χάρης) Δούκας

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα,
Ιούλιος 2025



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΗΛΕΚΤΡΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΚΑΙ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ

**Προσαρμογή της Συχνότητας Βάσεων Μη
Παρεμβατικής Παρακολούθησης Ενεργειακών
Φορτίων σε Μετρητικά Δεδομένα Ελληνικών
Οικιών**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Λειβαδίτης

Επιβλέπων: Χρυσόστομος (Χάρης) Δούκας

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 3^η Ιουλίου 2025.

.....
Χάρης Δούκας
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής ΕΜΠ

.....
Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής ΕΜΠ

Αθήνα,
Ιούλιος 2025

.....

Γεώργιος Λειβαδίτης

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

Copyright © ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΛΕΙΒΑΔΙΤΗΣ, 2025

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η ενεργειακή αποσύνθεση, ή αλλιώς Μη Παρεμβατική Παρακολούθηση Φορτίου, αποτελεί μια σημαντική προσέγγιση για την εκτίμηση της ενεργειακής κατανάλωσης ενός νοικοκυριού σε επίπεδο συσκευής μόλις από ένα κεντρικό σήμα, χωρίς την ανάγκη τοποθέτησης μεγάλου αριθμού μετρητών. Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν βρει σημαντικό χώρο εφαρμογής στην ενεργειακή αποσύνθεση, πέρα από συμβατικές μεθόδους όπως η βελτιστοποίηση, εμφανίζοντας σημαντικές βελτιώσεις σε επίπεδο απόδοσης. Ωστόσο, η εκπαίδευση τέτοιων αλγορίθμων απαιτεί τη συγκέντρωση σημαντικών δεδομένων σε επίπεδο συσκευής, που πολλές φορές δεν είναι διαθέσιμα σε κάθε οικία εφαρμογής τέτοιων λύσεων. Βάσεις δεδομένων όπως η REDD (The Reference Energy Disaggregation Data Set) έρχονται να συμβάλλουν σε αυτό το πρόβλημα, παρέχοντας μια πληθώρα δεδομένων από σπίτια και συσκευές προκειμένου να μπορούν να εκπαιδευτούν μοντέλα ενεργειακής αποσύνθεσης. Ωστόσο η συχνότητα των δεδομένων αυτών δεν είναι πάντα εναρμονισμένη με τη συχνότητα των δεδομένων που συλλέγονται στην πράξη σε τυχαίες οικίες εφαρμογής. Ταυτόχρονα, η συμβατότητα των οικιών της REDD δεν είναι δεδομένη με εκείνη οικιών άλλων χωρών. Σκοπός λοιπόν της παρούσας διπλωματικής είναι να εισάγει μια προσέγγιση αλλαγής συχνότητας της βάσης REDD προκειμένου να εναρμονιστεί με διαφορετικά δεδομένα λήψης, και στη συνέχεια να εφαρμόσει μοντέλα που έχουν εκπαιδευτεί σε αυτά τα νέα δείγματα για την εκτίμηση της κατανάλωσης συσκευών σε ελληνικές οικίες. Συγκεκριμένα, σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν δύο πειράματα. Στο πρώτο, χρησιμοποιήθηκε γραμμική παρεμβολή στη βάση REDD προκειμένου να αυξηθεί η συχνότητα, ενώ αντίθετα στο δεύτερο χρησιμοποιούνται μεθοδολογίες μέσω όρων και πλησιέστερων γειτόνων ώστε να προσαρμοστεί η REDD σε δείγματα χαμηλής συχνότητας. Και στις δύο περιπτώσεις γίνεται εκπαίδευση μοντέλων ενεργειακής αποσύνθεσης σε όλες τις οικίες της REDD με χρήση αλγορίθμου βασισμένου σε δέντρα αποφάσεων. Τα αποτελέσματα φανερώνουν ότι η προσέγγιση αυτή μπορεί να προσφέρει χρήσιμες ενδείξεις κατανάλωσης χωρίς να αυξάνεται σημαντικά η υπολογιστική πολυπλοκότητα. Συγκεκριμένα, εύρη κατανάλωσης για επιλεγμένες συσκευές με βάση τις εκτιμήσεις που προκύπτουν από τις οικίες της REDD σε μεσοπρόθεσμο στάδιο (π.χ., μια εβδομάδα) δεν απέχουν πολύ από αναμενόμενα δεδομένα σε ελληνικές οικίες. Ταυτόχρονα όμως, τα αποτελέσματα αναδεικνύουν σημαντικές αδυναμίες της χρήσης της REDD σε ελληνικές οικίες. Συγκεκριμένα φανερώθηκε μια έλλειψη ισχυρής αντιπροσώπευσης σημαντικών φορτίων, στα οποία ενώ ήταν εφικτό να καταγραφούν έγκυρα κύκλοι λειτουργίας, η εκτίμηση της ισχύος κατανάλωσης δεν παρουσιάζει την ακρίβεια βάσεων που έχουν δημιουργηθεί πάνω στις οικίες εφαρμογής.

Λέξεις Κλειδιά: Μη παρεμβατική Παρακολούθηση Φορτίου, αποσύνθεση ενεργειακής κατανάλωσης, χρονική συχνότητα, δέντρα αποφάσεων, βάσεις ενεργειακής αποσύνθεσης.

Abstract

Energy disaggregation, also known as Non-Intrusive Load Monitoring (NILM), is an important approach for estimating the energy consumption of a household at the appliance level using only a single aggregate signal, without the need to install numerous individual meters. Machine learning algorithms have found significant applications in energy disaggregation, surpassing conventional methods such as optimization and showing notable improvements in performance level. However, training such algorithms requires the collection of significant appliance-level data, which is often not available in typical households. Datasets like REDD (The Reference Energy Disaggregation Dataset) help address this issue by providing a plethora of data from various homes and appliances, enabling the training of disaggregation models. Nevertheless, the frequency of the data in such datasets is not always aligned with the sampling frequency of data collected in real-world household settings. Furthermore, the compatibility of the REDD households with households in other countries, such as Greece, is not guaranteed. The goal of this thesis is to introduce an approach for adapting the frequency of the REDD dataset to better align with different sampling conditions and then apply models trained on the new data to estimate appliance-level consumption in Greek households. Specifically, two experiments were designed and implemented. In the first experiment, linear interpolation was used on the REDD dataset to increase the frequency, while in the second, mean average and nearest neighbor methods were implemented to adapt REDD to lower-frequency samples. In both cases, energy disaggregation models were trained on all REDD homes using a decision tree-based algorithm. The results indicate that this approach can provide useful consumption estimates without significantly increasing computational complexity. Specifically, consumption ranges for selected appliances, based on estimates derived from REDD households in the medium term (e.g., one week) are not far from expected data in Greek households. At the same time, however, the results highlight significant weaknesses in the use of REDD in Greek households. Specifically, a lack of strong representation of important loads was revealed, in which while it was possible to record valid operating cycles, the estimation of power consumption does not present the accuracy of bases that have been created on the application households.

Keywords:

Non-Intrusive Load Monitoring (NILM), energy disaggregation, machine learning, time frequency, decision trees, energy disaggregation datasets

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον Καθηγητή Χρυσόστομο Δούκα της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου, για την ανάθεση και επίβλεψη αυτής της ιδιαίτερα ενδιαφέρουσας εργασίας. Θα ήθελα επίσης να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες προς τον Διδάκτορα Μηχανικό Κωνσταντίνο Κοασίδη για τις πολύτιμες συμβουλές του, την πάντα άμεση ανταπόκριση και — περισσότερο απ' όλα — για την αμέριστη υπομονή και στήριξή του καθ' όλη τη διάρκεια αυτού του μακρού και απαιτητικού ταξιδιού. Κλείνοντας, δε θα μπορούσα να παραλείψω από τις ευχαριστίες όλους τους φίλους μου (με ιδιαίτερη μνεία στην Άννα που δεν σταμάτησε ποτέ να με ενθαρρύνει) καθώς επίσης και την οικογένειά μου που ήταν πάντα εκεί σε κάθε δύσκολη στιγμή, και μου έδινε πάντα κίνητρο να συνεχίσω.

Πίνακας Περιεχομένων

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή	15
1.1 Το πρόβλημα της ενεργειακής αποσύνθεσης	15
1.2 Κίνητρα και σκοπός της μελέτης	17
1.3 Φάσεις Υλοποίησης	18
1.4 Δομή της εργασίας	19
Κεφάλαιο 2. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης και Εφαρμογές στην Αποσύνθεση Ενέργειας	21
2.1 Η έννοια της Μηχανικής Μάθησης	21
2.2 Αποσύνθεση ενέργειας (energy disaggregation) στη Μηχανική Μάθηση	22
2.3 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για την αποσύνθεση ενέργειας	23
2.3.1 Αλγόριθμοι Ομαδοποίησης (Clustering Algorithms) – Μη Εποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)	23
2.3.2 Αλγόριθμοι Σειρών Χρόνου (Time-Series Algorithms) – Εποπτευόμενη ή Μη Εποπτευόμενη Μάθηση (ανάλογα με την υλοποίηση)	24
2.3.3 Αλγόριθμοι Εποπτευόμενης Μάθησης (Supervised Learning Algorithms) – Εποπτευόμενη Μάθηση	24
2.3.4 Αλγόριθμοι Εξαγωγής Χαρακτηριστικών (Feature Extraction Algorithms) – Υποβοηθητικές Τεχνικές για Εποπτευόμενη ή Μη Εποπτευόμενη Μάθηση	25
2.3.5 Νευρωνικά Δίκτυα και Βαθιά Μάθηση (Neural Networks) – Εποπτευόμενη Μάθηση / Βαθιά Μάθηση	25
2.3.6 Αλγόριθμοι Μη Εποπτευόμενης Μάθησης (Unsupervised Learning Algorithms)	26
2.4 Decision Tree Regressor	26
2.4.1 Πώς λειτουργεί το Decision Tree Regressor	27
Κεφάλαιο 3. Βάσεις Δεδομένων και Εφαρμογή τους στην Αποσύνθεση Ενέργειας....	31
3.1 Η έννοια των βάσεων δεδομένων στην αποσύνθεση ενέργειας	31
3.2 Γνωστά Σύνολα Δεδομένων για την Αποσύνθεση Ενεργειακής Κατανάλωσης	32
3.1.1 AMPds.....	32
3.1.2 UK-DALE	33
3.1.3 COOLL.....	34
3.1.4 GREEND (GReek ENergy Disaggregation)	34
3.1.5 LIT (Load Identification and Tagging)	35
3.1.6 SmartNIALMeter.....	35
3.1.7 Berkeley Energy Disaggregation Data Set (BERDS)	36
3.1.8 REDD	36
Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία και Ανάπτυξη Πειραμάτων.....	41
4.1 Σκοπός και Σχεδιασμός των Πειραμάτων	41
4.2 Θεωρητική Προσέγγιση στη Μεταβολή της Συχνότητας Δειγματοληψίας	42
4.3 Μέθοδοι Αλλαγής Συχνότητας – Συγκριτική Αναφορά	44

4.4 Επιλογή Μεθόδων για την Παρούσα Εργασία	47
4.5 Παρουσίαση προσέγγισης του Πειράματος 1.....	50
4.6 Παρουσίαση προσέγγισης του Πειράματος 2.....	51
Κεφάλαιο 5. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	53
5.1 Περίγραμμα πειραμάτων	53
5.2 Πειραματική Αξιολόγηση – Πείραμα 1 (Μετατροπή από 3s σε 1s).....	53
5.2.1 Ανάλυση Κοινών Οικιακών Συσκευών (Πείραμα 1).....	54
5.2.2 Ανάλυση Μη Κοινών Συσκευών με Υψηλή Ενεργειακή Συνεισφορά.....	74
5.3 Παρουσίαση αποτελεσμάτων - Πείραμα 2.....	76
5.3.1 Ανάλυση Κοινών Οικιακών Συσκευών (Πείραμα 2).....	77
5.3.1.1 Ανάλυση Κατανάλωσης Ψυγείου	78
5.3.1.2 Ανάλυση Κατανάλωσης Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου.....	80
5.3.2 Ανάλυση Μη Κοινών Συσκευών με Υψηλή Ενεργειακή Συνεισφορά.....	88
5.4 Ποιοτική Σύγκριση με Πραγματικά Δεδομένα Αναφοράς	93
5.5 Συμπεράσματα Πειραμάτων.....	94
Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα και Προοπτικές	97
6.1 Συμπεράσματα.....	97
6.2 Προτάσεις για μελλοντική έρευνα.....	98
Βιβλιογραφία	100

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1. Η κεντρική ιδέα της μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου	16
Εικόνα 2. Αλγόριθμος Linear Interpolation.....	48
Εικόνα 3. Αλγόριθμος Mean Aggregate.....	49
Εικόνα 4. Αλγόριθμος Nearest Neighbor	49
Εικόνα 5. Box Plot κοινών συσκευών στο Πείραμα 1	56
Εικόνα 6. Box Plot Ψυγείου Πείραμα 1	57
Εικόνα 7. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 2-Πείραμα 1.....	59
Εικόνα 8. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 6-Πείραμα 1.....	60
Εικόνα 9. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1.....	60
Εικόνα 10. Box Plot Πλυντηρίου Στεγνωτηρίου Πείραμα 1	62
Εικόνα 11. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1.....	163
Εικόνα 12. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1.....	164
Εικόνα 13. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι -Πείραμα 1	164
Εικόνα 14. Box Plot Φούρνου Μικροκυμάτων	65
Εικόνα 15. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων-Μοντέλο Σπίτι 2- Πείραμα 1	66
Εικόνα 16. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων-Μοντέλο Σπίτι 3 - Πείραμα 1	66
Εικόνα 17. Box plot Πλυντηρίου Πιάτων	67
Εικόνα 18. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 2- Πείραμα 1	69
Εικόνα 19. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 4- Πείραμα 1	69

Εικόνα 20. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 1- Πείραμα 1	70
Εικόνα 21. Box Plot Φωτισμού Πείραμα 1	71
Εικόνα 22. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_9) Σπίτι 1 - Πείραμα 1	72
Εικόνα 23. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_13) Σπίτι 4 - Πείραμα 1	73
Εικόνα 24. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_19) Σπίτι 5 - Πείραμα 1	73
Εικόνα 25. Box Plot Κοινών Συσκευών Πείραμα 2.....	77
Εικόνα 26. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2.....	79
Εικόνα 27. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2.....	80
Εικόνα 28. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2.....	81
Εικόνα 29. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2.....	81
Εικόνα 30. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2	83
Εικόνα 31. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2	83
Εικόνα 32. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 2 Πείραμα 2	84
Εικόνα 33. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2	84
Εικόνα 34. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων - Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2.....	86
Εικόνα 35. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2.....	86
Εικόνα 36. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_23)- Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2.....	87
Εικόνα 37. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_4)- Σπίτι-Μοντέλο 2 Πείραμα 2.....	88
Εικόνα 38. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_19)- Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2.....	88
Εικόνα 39. Διάγραμμα Ισχύος Κλιματισμού- Σπίτι-Μοντέλο 6 Πείραμα 2.....	89
Εικόνα 40. Διάγραμμα Ισχύος Κλιματισμού- Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2.....	90
Εικόνα 41. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου- Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2.....	91
Εικόνα 42. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου- Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2.....	91
Εικόνα 43. Διάγραμμα Ισχύος Μαγειρικών Εστιών- Σπίτι-Μοντέλο 6 Πείραμα 2.....	92
Εικόνα 44. Διάγραμμα Ισχύος Μαγειρικών Εστιών- Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2.....	92
Εικόνα 45. Κυματομορφή μετρηθείσας ολικής ισχύος διάρκειας 2 ημερών και επισήμανση λειτουργίας των 5 εξεταζόμενων συσκευών	93

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1. Δεδομένα αριθμητικού παραδείγματος του αλγορίθμου Decision Tree Regressor	28
Πίνακας 2. Εκτέλεση αριθμητικού παραδείγματος του αλγορίθμου Decision Tree Regressor	28
Πίνακας 3. Συγκριτικός Πίνακας μεθόδων αλλαγής συχνότητας.....	46
Πίνακας 4. Στοιχεία της μεθοδολογικής προσέγγισης των δύο πειραμάτων	52

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή

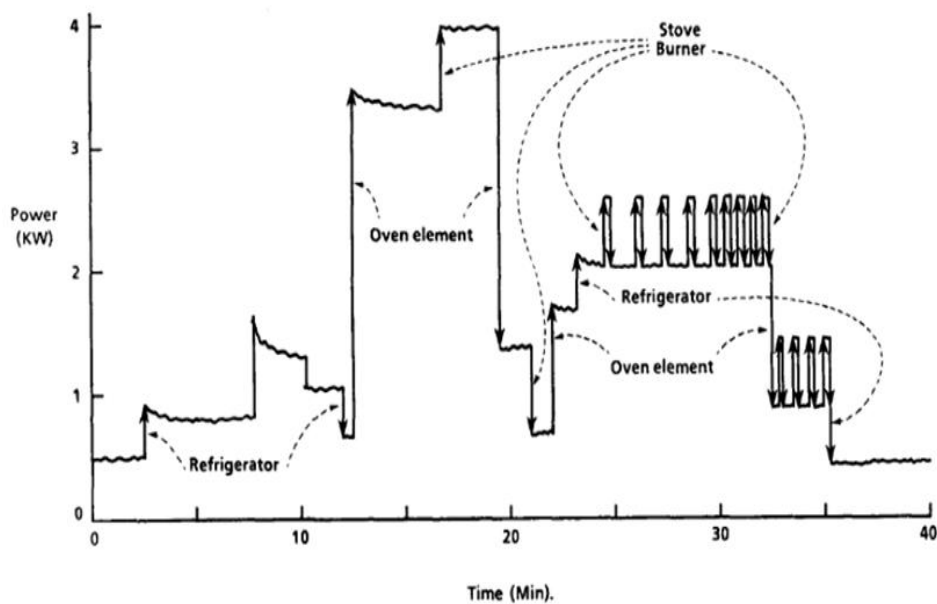
1.1 Το πρόβλημα της ενεργειακής αποσύνθεσης

Η ενεργειακή αποσύνθεση (energy disaggregation), ή αλλιώς μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίων (Non-Intrusive Load Monitoring – NILM), αποτελεί μια σύγχρονη μεθοδολογία για την ανάλυση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας ενός κτηρίου με σκοπό τον προσδιορισμό της επιμέρους κατανάλωσης κάθε ηλεκτρικής συσκευής (Kaselimi et al., 2022). Επιπλέον, όπως αναφέρει ο Faustine et al. (2017), οι τεχνικές συνδυασμού επεξεργασίας σήματος (signal processing) και machine learning αποτελούν θεμέλιο για αξιόπιστη ανάλυση των φορτίων. Με τον τρόπο αυτό αντί να μετράμε κάθε συσκευή ξεχωριστά, μετράμε μόνο το συνολικό φορτίο της κάθε οικίας και ύστερα με κατάλληλους αλγορίθμους «σπάμε το σήμα αυτό στις αντίστοιχες συνιστώσες που αποτελούν οι συσκευές του νοικοκυριού. Η προσέγγιση αυτή στηρίζεται στο γεγονός ότι κάθε συσκευή έχει ένα χαρακτηριστικό «αποτύπωμα» κατανάλωσης, το οποίο προσδιορίζεται π.χ. από τις ώρες λειτουργίας της, τις στιγμιαίες κορυφές της κατανάλωσης της, τον κύκλο λειτουργίας της και διάφορα ακόμα ξεχωριστά χαρακτηριστικά της κάθε συσκευής που μας βοηθά να την ξεχωρίσουμε στο συνολικό σήμα.

Σε μια κοινωνία όπου η ενεργειακή αποδοτικότητα είναι ζωτικής σημασίας, καταλαβαίνει κανείς εύκολα την πρακτική αξία της αποσύνθεσης ενέργειας. Μέσω αυτής μπορούν πλέον οι χρήστες να διαπιστώνουν άμεσα και με αρκετά οικονομικό τρόπο τις πιο ενεργοβόρες συσκευές του νοικοκυριού και μπορούν να προβαίνουν σε στοχευμένες ενέργειες για την εξοικονόμηση ενέργειας (Liu et al., 2024). Η τεχνική αυτή επίσης μπορεί να βρει πρόσφορο έδαφος και σε έξυπνα δίκτυα (smart grids), ούτως ώστε να γίνεται αυτόματη προσαρμογή της λειτουργίας των συσκευών, μειώνοντας την κατανάλωση στις ώρες αιχμής. Το NILM, όταν ενσωματώνεται σε έξυπνα δίκτυα μέσω έξυπνων μετρητών (smart meters), επιτρέπει την παρακολούθηση φορτίου και βελτιστοποίηση λειτουργίας συσκευών, συμβάλλοντας στην εξοικονόμηση και έξυπνο έλεγχο ενέργειας (Schirmer & Mporas, 2023; Liu et al., 2024).

Αντίθετα με άλλες μεθόδους παρακολούθησης φορτίου όπου θα έπρεπε να έχουμε πολυάριθμους αισθητήρες και έξυπνες πρίζες για κάθε συσκευή, η NILM προσφέρει

έναν πολύ πιο ευέλικτο και οικονομικό τρόπο. Το μόνο που χρειάζεται είναι ένας κεντρικός μετρητής, ο οποίος σε συνδυασμό με τεχνικές μηχανικής μάθησης προσφέρει πολύ υψηλά επίπεδα ακρίβειας και αξιοπιστίας σε ένα πακέτο χαμηλού κόστους. Προφανώς όπως σε κάθε νέα μέθοδο υπάρχουν προκλήσεις και δυσκολίες, όπως η αναγνώριση σημάτων από συσκευές με παρόμοια χαρακτηριστικά, ή ο εντοπισμός αυτών σε περιβάλλοντα όπου το σήμα περιέχει πολύ "θόρυβο". Η πρόοδος των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης ωστόσο είναι ιδιαίτερα υποσχόμενη για την επίλυση αυτών των ζητημάτων.



Εικόνα 1. Η κεντρική ιδέα της μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου

Πηγή: Hart (1992)

Στην Εικόνα 1, παρουσιάζεται ένα κλασικό παράδειγμα σήματος συνολικής ισχύος στο οποίο διακρίνονται τα συμβολικά ενεργοποιημένα πρότυπα διαφόρων οικιακών συσκευών, όπως παρουσιάστηκε από τον Hart (1992), ο οποίος πρώτος εισήγαγε τη μέθοδο NILM.

Για την υλοποίηση μεθοδολογιών ενεργειακής αποσύνθεσης έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι (Zhuang et al., 2018), που ιστορικά βασίζονται σε πιθανοτικές αλυσίδες Markov (Batra et al., 2014) ενώ τελευταία έχει αυξηθεί σημαντικά η χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης (Nalmpantis and Vrakas, 2019; Shabbir et al., 2024). Για την εκπαίδευση όμως τέτοιων αλγορίθμων απαιτούνται πολλά και ποιοτικά δεδομένα (Marinakakis, 2020), τα οποία όμως δεν είναι πάντα διαθέσιμα.

1.2 Κίνητρα και σκοπός της μελέτης

Στην παρούσα διπλωματική εργασία γίνεται εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης στον τομέα της ενέργειας, και πιο συγκεκριμένα, στην αποσύνθεση της συνολικής ηλεκτρικής κατανάλωσης μιας κατοικίας σε επιμέρους συσκευές. Γίνεται χρήση του γνωστού REDD (Reference Energy Disaggregation Dataset), ενός δημοσίου συνόλου δεδομένων το οποίο περιέχει λεπτομερή χρονικά δεδομένα κατανάλωσης από αμερικανικές κατοικίες, για την εκπαίδευση ενός αλγορίθμου επιβλεπόμενης μάθησης — και συγκεκριμένα ενός δέντρου αποφάσεων (Decision Tree) — ώστε να μπορεί να αναγνωρίζει πρότυπα κατανάλωσης και να απομονώνει την ισχύ καθεμίας από τις συσκευές βάσει της συνολικής κατανάλωσης που καταγράφεται.

Πριν εκπαιδευτεί το μοντέλο όμως πάνω στα δεδομένα της REDD, έχουμε τον κύριο στόχο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, δηλαδή να εισάγουμε μια προσέγγιση αλλαγής συχνότητας της βάσης REDD προκειμένου να εναρμονιστεί με διαφορετικά δεδομένα λήψης, αφού η συχνότητα της REDD δεν μπορεί να ταυτίζεται πάντα με τη συχνότητα των μετρούμενων δεδομένων τα οποία θα εφαρμόσουμε στον αλγόριθμο. Αφού γίνει η απαραίτητη αλλαγή συχνότητας λοιπόν, το μοντέλο θα εκπαιδευτεί πάνω στα μετασχηματισμένα δεδομένα της REDD, και θα ακολουθήσει η εφαρμογή του σε δεδομένα ελληνικών οικιών, τα οποία περιλαμβάνουν μόνο τη συνολική κατανάλωση, δημιουργώντας "πιθανά μοντέλα-κατοικιών" για τις ελληνικές περιπτώσεις, βασιζόμενη στην πληροφορία που το δέντρο έχει μάθει από τις αμερικανικές κατοικίες του REDD. Με αυτόν τον τρόπο, επιτυγχάνεται η εξαγωγή πληροφοριών για την επιμέρους κατανάλωση συσκευών, ακόμα και όταν είναι διαθέσιμη μόνο η συνολική ισχύς.

Η εργασία περιλαμβάνει δύο πειράματα αλλαγής συχνότητας των δεδομένων (από 3s σε 1s και από 3s σε 30s), ώστε να μελετηθεί η συμπεριφορά του μοντέλου σε διαφορετικές συνθήκες χρονικής ανάλυσης, καθώς όπως αναφέρθηκε ήδη, δε θα είναι πάντα όλα τα δεδομένα που θα έχουμε στη διάθεσή μας στην ίδια συχνότητα με αυτή της REDD, και για να έχουμε όσο το δυνατόν καλύτερα αποτελέσματα θα πρέπει να μπορούμε να τα φέρουμε σε όσο το δυνατόν παρόμοιες συνθήκες. Η τελική αξιολόγηση γίνεται τόσο σε ποσοτικό επίπεδο (συνολική κατανάλωση ανά συσκευή) όσο και σε ποιοτικό (ανάλυση των διαγραμμάτων ισχύος), με σύγκριση ως προς την αναμενόμενη ελληνική πραγματικότητα, λαμβάνοντας υπόψη τις ιδιαιτερότητες κάθε

χώρας, όπως η ηλικία των συσκευών και η ενεργειακή συμπεριφορά των καταναλωτών.

1.3 Φάσεις Υλοποίησης

Η υλοποίηση αυτής της διπλωματικής εργασίας ακολούθησε μια σειρά από φάσεις με σκοπό την προετοιμασία, την προσαρμογή και την εφαρμογή του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης που επιλέχθηκε για την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων ως προς την αλλαγή συχνότητας αυτού.

Στην πρώτη φάση έγινε έρευνα πάνω σε δημόσια σύνολα δεδομένων που έχουν χρησιμοποιηθεί στο πρόβλημα της ενεργειακής αποσύνθεσης, δίδοντας προφανώς μεγαλύτερη έμφαση στο REDD dataset, το οποίο χρησιμοποιείται γενικά εκτενώς στη βιβλιογραφία από πολλούς ερευνητές του θέματος. Η επιλογή της REDD **στην εργασία αυτή** έγινε λόγω της ποικιλίας των νοικοκυριών, της διαθεσιμότητας δεδομένων υψηλής ανάλυσης, καθώς και της συμβατότητάς της με πρότυπα ερευνητικών μεθοδολογιών στον τομέα της ενεργειακής αποσύνθεσης. Καταγράφηκαν και άλλες βάσεις δεδομένων όπως οι UK-DALE, AMPds και άλλες ξεχωρίζοντας διάφορα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους.

Στη δεύτερη φάση πραγματοποιήθηκε έρευνα σε αλγορίθμους NILM και προσπάθεια κατανόησης αυτών, ενώ πολύ χρήσιμη σε αυτό το κομμάτι ήταν η Διπλωματική Εργασία του Νικόλαου Δούμουρα "Μη Παρεμβατική Παρακολούθηση Ηλεκτρικού Φορτίου Οικιακών Εγκαταστάσεων με χρήση Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης". Αναλύθηκαν οι βασικές αρχές λειτουργίας αυτών, πράγμα το οποίο ήταν ιδιαίτερα σημαντικό για την μετέπειτα τροποποίηση και εφαρμογή του αλγορίθμου που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία.

Περνώντας στο επόμενο στάδιο έγινε μια έρευνα για άλλες περιπτώσεις που έχει γίνει αντίστοιχη αλλαγή συχνότητας στη βιβλιογραφία και επιλέχθηκε και ο τρόπος με τον οποίο θα πραγματοποιούσαμε την αλλαγή στον αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε. Ο αλγόριθμος τροποποιήθηκε λοιπόν κατάλληλα ώστε να μπορεί να εκπαιδεύεται στη REDD και στη συνέχεια να εφαρμόζεται σε μετρήσεις από άλλες οικίες. Ταυτόχρονα αντιμετωπίστηκε το πρόβλημα της διαφορετικής συχνότητας της REDD με τις μετρήσεις που δεχόταν κάθε φορά, αλλάζοντας τη συχνότητα της ανάλογα με τα δεδομένα του στόχου. Εν προκειμένω είχαμε δύο διαφορετικές περιπτώσεις, μία στην

οποία χρειάστηκε να μεγαλώσουμε τη συχνότητα της REDD και μία στην οποία έπρεπε να τη μικρύνουμε. Στη διαδικασία αυτή είχαμε βήματα καθαρισμού των δεδομένων, κανονικοποίησης καθώς και οπτικοποίησης των αποτελεσμάτων.

Στο τελευταίο στάδιο έγινε επεξεργασία των αποτελεσμάτων που προέκυψαν για τις 2 διαφορετικές περιπτώσεις, παρουσιάστηκαν ενδιαφέροντα ευρήματα από αυτά και έγινε προσπάθεια σύγκρισης αυτών με μέσες καταναλώσεις από ένα μέσο ελληνικό νοικοκυριό. Στο σημείο αυτό έγινε μια σύγκριση των δύο διαφορετικών αυτών περιπτώσεων και εξάχθηκαν συμπεράσματα για το πόσο αποτελεσματική είναι η χρήση της μεθόδου σε κάθε περίπτωση. Η συνολική μεθοδολογική προσέγγιση υλοποιήθηκε εξ ολοκλήρου σε περιβάλλον Python, με χρήση βιβλιοθηκών όπως pandas, scikit-learn και matplotlib.

1.4 Δομή της εργασίας

Η εργασία είναι δομημένη σε έξι βασικά κεφάλαια, τα οποία διαρθρώνονται με τέτοιο τρόπο ώστε να καλύπτουν το θεωρητικό υπόβαθρο, τη μεθοδολογική προσέγγιση και τα εμπειρικά αποτελέσματα της ανάλυσης. Στο πρώτο κεφάλαιο παρουσιάζεται το γενικό πλαίσιο της έρευνας, ορίζεται το πρόβλημα της ενεργειακής αποσύνθεσης και τεκμηριώνεται η σημασία του τόσο σε τεχνικό όσο και σε κοινωνικοοικονομικό επίπεδο. Επιπλέον, καθορίζονται οι στόχοι, τα ερευνητικά ερωτήματα και τα βασικά στάδια της μεθοδολογίας. Το δεύτερο κεφάλαιο εμβαθύνει στις βασικές αρχές της Μηχανικής Μάθησης και της εφαρμογής της σε συστήματα έξυπνων δικτύων, παρουσιάζοντας τις σημαντικότερες κατηγορίες αλγορίθμων, με ιδιαίτερη έμφαση σε τεχνικές που σχετίζονται με την πρόβλεψη κατανάλωσης και την αναγνώριση μοτίβων.

Το τρίτο κεφάλαιο επικεντρώνεται στις βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται στον τομέα της NILM, αναλύοντας διεξοδικά τη βάση REDD, καθώς και άλλες όπως οι UK-DALE, AMPds και GREEND, με σκοπό την κατανόηση των πλεονεκτημάτων και περιορισμών κάθε προσεγγισιμότητας δεδομένων. Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζεται βήμα προς βήμα η μεθοδολογία υλοποίησης, το θεωρητικό σκέλος για την αλλαγή συχνότητας της βάσης καθώς και αναλυτική επεξήγηση των δύο πειραματικών προσεγγίσεων. Το πέμπτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την παρουσίαση των αποτελεσμάτων, με διαγράμματα και ερμηνείες των προβλέψεων ανά συσκευή, σχολιάζοντας την απόδοση του μοντέλου και τα όρια της γενίκευσής του. Τέλος, στο

έκτο κεφάλαιο καταγράφονται τα βασικά συμπεράσματα της εργασίας, προτείνονται μελλοντικές κατευθύνσεις βελτιστοποίησης και τονίζεται η σημασία των ευρημάτων για την ανάπτυξη βιώσιμων συστημάτων ενέργειας με χρήση τεχνητής νοημοσύνης.

Κεφάλαιο 2. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης και Εφαρμογές στην Αποσύνθεση Ενέργειας

2.1 Η έννοια της Μηχανικής Μάθησης

Η Μηχανική Μάθηση είναι ίσως ο πιο ταχύτατα εξελισσόμενος τομέας της τεχνητής νοημοσύνης (AI intelligence) στις μέρες μας, με τρανά παραδείγματα την ανάπτυξη προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης που έχουν καταλύσει την αγορά. Αυτά τα συστήματα έχουν το χαρακτηριστικό να μπορούν να μαθαίνουν και να γίνονται καλύτερα κάθε φορά που τα τροφοδοτούμε με νέα δεδομένα. Έτσι αντί να βασίζονται σε έναν στατικό αλγόριθμο με αυστηρό πλαίσιο λειτουργίας, ο αλγόριθμος αυτός μαθαίνει και γίνεται καλύτερος όσο αυξάνονται τα δεδομένα που τον τροφοδοτούμε.

Η βασική ιδέα είναι ότι οι υπολογιστές μαθαίνουν και αναγνωρίζουν πρότυπα (patterns) και βρίσκουν σχέσεις ανάμεσα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, χωρίς να υπάρχει κάποια ρητή εντολή γραμμένη από ανθρώπινο χέρι για κάθε πιθανή περίπτωση. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης (training) του μοντέλου, το μοντέλο εκτίθεται σε παραδείγματα εισόδου και εξόδου, για να μάθει να αναγνωρίζει τη σχέση μεταξύ τους. Αφότου ολοκληρωθεί αυτή η διαδικασία μπορούμε να εφαρμόσουμε το μοντέλο σε νέα δεδομένα για να δώσει προβλέψεις σχετικά με αυτά.

Οι κατηγορίες στις οποίες χωρίζονται οι αλγόριθμοι αυτοί είναι 3 ειδών: η εποπτευόμενη μάθηση (supervised learning), η μη εποπτευόμενη μάθηση (unsupervised learning) και η μάθηση μέσω ενίσχυσης (reinforcement learning) - (Sutton & Barto, 2018), με έρευνες να επισημαίνουν την αξία τους στο να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων (Qiu et al., 2016; Li, 2018). Στην εποπτευόμενη μάθηση έχουμε μοντέλα που εκπαιδεύονται με δεδομένα που περιέχουν τόσο την είσοδο όσο και την επιθυμητή έξοδο. Τέτοιου τύπου είναι και ο αλγόριθμος δέντρων αποφάσεων ο οποίος χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία. Στη μη εποπτευόμενη μάθηση το μοντέλο προσπαθεί να ανακαλύψει δομές και συσχετίσεις μέσα στα δεδομένα χωρίς να του παρέχεται κάποια επιθυμητή έξοδος. Ενώ όσον αφορά τη μάθηση μέσω ενίσχυσης, μαθαίνει μέσα από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον και την επίτευξη στόχων, επιβραβευόμενος για τις «σωστές» ενέργειες.

Η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης έχει επεκταθεί σε πολλαπλούς τομείς της επιστήμης και της καθημερινής ζωής, με πρακτικές χρήσεις σε τομείς όπως η ιατρική διάγνωση και η πρόβλεψη ασθενειών, οι αυτόνομες μεταφορές, οι χρηματοοικονομικές προβλέψεις, η αναγνώριση φωνής και εικόνας, και ιδίως για την περίπτωση μας ο τομέας της ενέργειας (Spiliotis, 2023).

Το πόσο σημαντική είναι η μηχανική μάθηση φαίνεται από το ότι μας δίνει τη δυνατότητα να αναλύσουμε τεράστιο όγκο πληροφορίας πράγμα το οποίο θα ήταν δύσκολο έως αδύνατο να ερμηνευθεί από τον άνθρωπο στον ίδιο ρυθμό ή την ίδια ακρίβεια. Προφανώς η αποτελεσματικότητα αυτών των μοντέλων δεν είναι δεδομένη και εξαρτάται κάθε φορά από το πόσο καλά δεδομένα τα τροφοδοτούμε καθώς και από την καταλληλότητα του κάθε μοντέλου, αφού για διαφορετικές συνθήκες και προβλήματα απαιτούνται και διαφορετικά μοντέλα. Συμπερασματικά, η μηχανική μάθηση είναι πλέον ο πιο διαδεδομένος τρόπος με τον οποίο οι άνθρωποι μαθαίνουν να ερμηνεύουν περίπλοκα μοντέλα της φύσης και να χρησιμοποιούν στο έπακρο τις τεράστιες βάσεις δεδομένων που έχουν συλλεχθεί τα προηγούμενα χρόνια.

2.2 Αποσύνθεση ενέργειας (energy disaggregation) στη Μηχανική Μάθηση

Η αποσύνθεση ενέργειας (energy disaggregation) όπως εξηγήθηκε και στο εισαγωγικό κεφάλαιο είναι η διαδικασία μέσω της οποίας αναλύεται η συνολική κατανάλωση ενέργειας ενός κτηρίου ή μιας εγκατάστασης και διαχωρίζεται σε επιμέρους καταναλώσεις που αντιστοιχούν σε διαφορετικές συσκευές ή ομάδες συσκευών. Κατά τη διαδικασία αυτή γίνεται χρήση έξυπνων μετρητών (smart meters) ή άλλων τεχνολογιών παρακολούθησης, οι οποίοι καταγράφουν την συνολική κατανάλωση ενέργειας σε πραγματικό χρόνο. Μέσω αυτού μπορούμε να καταλάβουμε ακριβώς πως χρησιμοποιείται η ενέργεια σε ένα σπίτι και ποια συσκευή καταναλώνει το μεγαλύτερο μέρος αυτής.

Η αποσύνθεση ενέργειας υλοποιείται με τεχνικές μηχανικής μάθησης που επιτρέπουν την αναγνώριση των μοτίβων κατανάλωσης κάθε συσκευής, χωρίς να απαιτείται ξεχωριστός μετρητής για καθεμία. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτής της προσέγγισης είναι το NILM (Non-Intrusive Load Monitoring), δηλαδή η μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Decision Tree Regressor, ο οποίος ανήκει στην κατηγορία

της εποπτευόμενης μάθησης και έχει ως στόχο την πρόβλεψη της επιμέρους κατανάλωσης συγκεκριμένων συσκευών, όπως το ψυγείο και ο φωτισμός, με βάση τη συνολική κατανάλωση που καταγράφεται από τον γενικό μετρητή. Η εκπαίδευση του μοντέλου βασίζεται σε δεδομένα από τη βάση REDD (Reference Energy Disaggregation Dataset), η οποία παρέχει τόσο συνολικά όσο και ανά συσκευή σήματα κατανάλωσης. Το REDD dataset παρουσιάστηκε από τους Kolter και Johnson (2011) και αποτελεί ένα από τα πρώτα και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα σύνολα δεδομένων στην έρευνα για την ενεργειακή αποσύνθεση. Με αυτόν τον τρόπο, επιτυγχάνεται αποσύνθεση του ενεργειακού σήματος με υψηλή ακρίβεια και συμβολή στη βελτιστοποίηση της ενεργειακής απόδοσης.

2.3 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για την αποσύνθεση ενέργειας

2.3.1 Αλγόριθμοι Ομαδοποίησης (Clustering Algorithms) – Μη Εποπτευόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Οι τεχνικές ομαδοποίησης (clustering) αποτελούν ένα σημαντικό εργαλείο της μη εποπτευόμενης μάθησης, με κύρια επιδίωξη την εύρεση μοτίβων και φυσικών ομάδων μέσα σε σύνολα δεδομένων όπου δεν υπάρχουν προκαθορισμένες ετικέτες. Σε εφαρμογές που σχετίζονται με την αποσύνθεση ενέργειας, τέτοιες μέθοδοι επιτρέπουν τον εντοπισμό συσκευών ή καταστάσεων λειτουργίας που παρουσιάζουν παρόμοια πρότυπα κατανάλωσης, ακόμη κι όταν τα δεδομένα είναι ελλιπή ή περιέχουν θόρυβο. Ο αλγόριθμος K-means, για παράδειγμα, προσπαθεί να κατατάξει τα σημεία σε k ομάδες, επιδιώκοντας να φέρει κάθε σημείο όσο το δυνατόν πιο κοντά στο κέντρο της ομάδας του. Η απλότητά του όμως συνοδεύεται από αδυναμίες, όπως η ανάγκη να γνωρίζουμε εκ των προτέρων τον αριθμό των ομάδων και η ευαισθησία του στα ακραία σημεία.

Αντίθετα, ο DBSCAN δεν απαιτεί τον αριθμό των clusters και βασίζεται στην πυκνότητα των δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να ανιχνεύσει ομάδες πιο ελεύθερου σχήματος και να απομονώσει εύκολα τα σημεία που δεν ανήκουν σε καμία φυσική ομάδα, κάτι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν αναλύουμε δεδομένα με μεγάλο όγκο ή θόρυβο. Στον τομέα του NILM, οι δύο αυτοί αλγόριθμοι έχουν αξιοποιηθεί εκτενώς, είτε για την αυτόματη αναγνώριση ενεργειακών μοτίβων είτε για την προεπεξεργασία των δεδομένων σε φάσεις εκπαίδευσης μοντέλων. Ερευνητικές εργασίες όπως των

Kelly & Knottenbelt (2015) και He & Chai (2016) αναδεικνύουν την αξία τέτοιων μεθόδων στην πράξη, ειδικά όταν δεν υπάρχει δυνατότητα εποπτευόμενης εκπαίδευσης.

2.3.2 Αλγόριθμοι Σειρών Χρόνου (Time-Series Algorithms) – Εποπτευόμενη ή Μη Εποπτευόμενη Μάθηση (ανάλογα με την υλοποίηση)

Οι αλγόριθμοι αυτοί εξειδικεύονται στην ανάλυση χρονοεξαρτώμενων δεδομένων, όπως η κατανάλωση ενέργειας κατά τη διάρκεια του χρόνου. Το ARIMA είναι ένας στατιστικός αλγόριθμος εποπτευόμενης παλινδρόμησης που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών βάσει ιστορικών παρατηρήσεων. Αντίθετα, τα LSTM (Long Short-Term Memory) δίκτυα, που αποτελούν ειδική μορφή αναδρομικών νευρωνικών δικτύων (RNNs), είναι μοντέλα βαθιάς μάθησης που μπορούν να μάθουν πολύπλοκες χρονολογικές εξαρτήσεις σε δεδομένα. Χρησιμοποιούνται τόσο σε εποπτευόμενες όσο και σε μη εποπτευόμενες υλοποιήσεις, ανάλογα με τη διαμόρφωση του προβλήματος.

Η χρήση τέτοιων μεθόδων στην NILM έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποδοτική σε σύγχρονες μελέτες. Για παράδειγμα, ο Massidda et al. (2021) συγκρίνουν παραδοσιακά μοντέλα ARIMA με νευρωνικά δίκτυα LSTM, καταλήγοντας στο ότι τα δεύτερα αποδίδουν καλύτερα σε προβλήματα πρόβλεψης της κατανάλωσης ειδικά όταν υπάρχει πολυπλοκότητα και θόρυβος στα δεδομένα. Έτσι, η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται τόσο από τη φύση των δεδομένων όσο και από το ζητούμενο της κάθε ανάλυσης.

2.3.3 Αλγόριθμοι Εποπτευόμενης Μάθησης (Supervised Learning Algorithms) – Εποπτευόμενη Μάθηση

Οι αλγόριθμοι αυτοί εκπαιδεύονται με δεδομένα που περιλαμβάνουν είσοδο και γνωστή έξοδο (ετικέτες). Στην αποσύνθεση ενέργειας, είναι ιδανικοί όταν υπάρχουν ιστορικά δεδομένα από μεμονωμένες συσκευές και η στόχευση είναι η πρόβλεψη της κατανάλωσης μιας συγκεκριμένης συσκευής με βάση τη συνολική κατανάλωση. Μεταξύ των πιο δημοφιλών αλγορίθμων αυτής της κατηγορίας συγκαταλέγονται οι Support Vector Machines (SVM), οι οποίοι κατασκευάζουν υπερεπιφάνειες που διαχωρίζουν τα δεδομένα με το μέγιστο δυνατό περιθώριο (Vapnik, 1995). Από την άλλη πλευρά, τα Random Forests αποτελούν σύνολα από πολλά δέντρα απόφασης (decision trees), τα οποία συνδυάζονται για να μειώσουν το σφάλμα πρόβλεψης και

να ενισχύσουν τη γενίκευση του μοντέλου (Breiman, 2001). Στην εργασία μας, χρησιμοποιείται ο Decision Tree Regressor, ένας ακόμη εποπτευόμενος αλγόριθμος που χρησιμοποιείται σε προβλήματα παλινδρόμησης.

2.3.4 Αλγόριθμοι Εξαγωγής Χαρακτηριστικών (Feature Extraction Algorithms) – Υποβοηθητικές Τεχνικές για Εποπτευόμενη ή Μη Εποπτευόμενη Μάθηση

Οι αλγόριθμοι εξαγωγής χαρακτηριστικών δεν ανήκουν αυστηρά σε μία μόνο κατηγορία μάθησης αλλά χρησιμοποιούνται ως προεπεξεργασία. Εφαρμόζονται για την απομόνωση σημαντικών χαρακτηριστικών στα δεδομένα, ώστε να βελτιωθεί η απόδοση οποιουδήποτε αλγορίθμου μάθησης. Η Wavelet Transform, για παράδειγμα, είναι ένα ισχυρό εργαλείο ανάλυσης σημάτων που διασπά το σήμα σε συχνότητες και χρόνους, επιτρέποντας τον εντοπισμό μεταβολών στην κατανάλωση ενέργειας, μας βοηθάει δηλαδή να καταλάβουμε τα on-off μιας συσκευής αφού εντοπίζουμε αυτές τις απότομες μεταβολές στην ενέργεια. Έρευνες έχουν δείξει ότι ο WT μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για προεπεξεργασία σήματος όσο και για εντοπισμό γεγονότων (event detection) σε πραγματικό χρόνο, βοηθώντας σημαντικά στην ταξινόμηση των ενεργοβόρων συσκευών (Kim et al., 2011; Zeinal-Kheiri & Alimardani, 2020). Επιπλέον, έχει αποδειχθεί αποτελεσματικός σε περιπτώσεις χαμηλής χρονικής ανάλυσης, επιτρέποντας την εξαγωγή χρήσιμων χαρακτηριστικών ακόμη και όταν οι μεταβολές του σήματος είναι σχετικά αργές ή συγκεχυμένες (He et al., 2015).

2.3.5 Νευρωνικά Δίκτυα και Βαθιά Μάθηση (Neural Networks) – Εποπτευόμενη Μάθηση / Βαθιά Μάθηση

Τα νευρωνικά δίκτυα ανήκουν κυρίως στην εποπτευόμενη μάθηση, ενώ τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (deep learning) μπορούν να αξιοποιηθούν και σε μη εποπτευόμενα σχήματα, ανάλογα με τον σχεδιασμό και τον στόχο της εκπαίδευσης. Τα Multilayer Perceptrons (MLP), ως πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα, έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε προβλήματα παλινδρόμησης και ταξινόμησης στη μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM), προσφέροντας καλή απόδοση σε δεδομένα με περιορισμένο θόρυβο (Kelly & Knottenbelt, 2015). Από την άλλη, τα Convolutional Neural Networks (CNNs), παρότι αρχικά σχεδιάστηκαν για την επεξεργασία εικόνων, έχουν αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματικά και στην ανάλυση χρονοσειρών κατανάλωσης ενέργειας, καθώς εντοπίζουν τοπικά μοτίβα που αντιστοιχούν σε συγκεκριμένες συσκευές ή γεγονότα ενεργοποίησης (Zhang et al., 2018). Μάλιστα, συνδυαστικά μοντέλα που ενώνουν CNNs με LSTM δίκτυα έχουν προταθεί για την πρόβλεψη ενεργειακής

κατανάλωσης με αυξημένη ακρίβεια, αξιοποιώντας τόσο τις τοπικές όσο και τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις στα δεδομένα (Bonfigli et al., 2018). Η πρόοδος των deep learning μεθόδων έχει καταστήσει δυνατή την αποσύνθεση ακόμα και πολύπλοκων και επικαλυπτόμενων φορτίων χωρίς την ανάγκη χειροκίνητης εξαγωγής χαρακτηριστικών.

2.3.6 Αλγόριθμοι Μη Εποπτευόμενης Μάθησης (Unsupervised Learning Algorithms)

Σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα δεν φέρουν προκαθορισμένες κατηγορίες ή ετικέτες, εφαρμόζονται αλγόριθμοι μη εποπτευόμενης μάθησης, με σκοπό την ανίχνευση υποκείμενων προτύπων και δομών (Han, Kamber, & Pei, 2011). Οι Autoencoders, για παράδειγμα, εκπαιδεύονται να συμπιέζουν και να επανασυνθέτουν τα δεδομένα εισόδου, με στόχο την ανάδειξη των πιο ουσιωδών χαρακτηριστικών τους (Baldi, 2012). Ο αλγόριθμος K-Nearest Neighbors (KNN) μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο σε εποπτευόμενο όσο και σε μη εποπτευόμενο πλαίσιο· στο πεδίο της αποσύνθεσης ενεργειακής κατανάλωσης, αξιοποιείται συχνά χωρίς τη χρήση ετικετών, προκειμένου να εντοπιστούν σημεία με παρόμοιες καταναλωτικές συμπεριφορές (Wang, Brown, & Gillett, 2017; Kelly & Knottenbelt, 2015).

2.4 Decision Tree Regressor

Το μοντέλο Decision Tree Regressor (DTR) επιλέχθηκε ως βασικός αλγόριθμος παλινδρόμησης για την εκτίμηση της επιμέρους κατανάλωσης συσκευών με βάση την ολική κατανάλωση ενός Σπίτιού. Στο πλαίσιο της μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου (NILM), το συγκεκριμένο μοντέλο παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα. Ειδικότερα, προσφέρει υψηλή ερμηνευσιμότητα και ευελιξία στη διαχείριση μη γραμμικών και πολύπλοκων σχέσεων μεταξύ εισόδου (aggregated signal) και εξόδου (κατανάλωση συγκεκριμένης συσκευής). Η εκπαιδευτική του διαδικασία βασίζεται στην αναζήτηση των βέλτιστων σημείων διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων, δημιουργώντας κόμβους απόφασης που ελαχιστοποιούν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

Η απόφαση για χρήση του DTR στηρίχθηκε τόσο στην αποδοτικότητά του όσο και στην απλότητα ενσωμάτωσής σε πραγματικά δεδομένα. Όπως φαίνεται στον κώδικα, η συνάρτηση `tree_reg()` εκπαιδεύει διαφορετικά μοντέλα για τιμές της παραμέτρου `min_samples_split`, επιτρέποντας εύκολη βελτιστοποίηση με μικρό υπολογιστικό

κόστος. Για παράδειγμα, στο σενάριο όπου το συνολικό σήμα (mains) είναι η ανεξάρτητη μεταβλητή και η κατανάλωση του ψυγείου η εξαρτημένη, το DTR καταφέρνει να εντοπίσει μικρές αλλά σταθερές αυξομειώσεις στην κατανάλωση του ψυγείου, και να τις αποδώσει σωστά ακόμα και χωρίς να έχει προηγουμένως «δει» ακριβώς τα ίδια πρότυπα.

Ένα επιπλέον πλεονέκτημα είναι η ανθεκτικότητα του DTR απέναντι σε ατελή ή ημι-δομημένα δεδομένα. Εφόσον τα δεδομένα της βάσης REDD έχουν συχνά ασυνεπή χρονικά διαστήματα και μη πλήρη καταγραφή (π.χ. ορισμένες ημέρες με ελλείψεις μετρήσεις), το DTR μπορεί να προσαρμοστεί τοπικά χωρίς να επηρεάζεται η συνολική δομή του δέντρου. Η προεπεξεργασία με resample και linear interpolation δημιουργεί ένα πιο καθαρό και πλήρες σύνολο εισόδων, το οποίο το δέντρο αξιοποιεί αποτελεσματικά για να παράγει σταθερές προβλέψεις.

Επιπλέον, σύμφωνα με το άρθρο των Koasidis et al. (2023), το Decision Tree Regressor συγκαταλέγεται ανάμεσα στις πλέον αξιόπιστες μεθόδους NILM όταν υπάρχουν περιορισμοί στον εξοπλισμό μέτρησης (π.χ. μόνο ένας μετρητής ανά σπίτι). Στη μελέτη τους, το DTR παρουσίασε εξαιρετική απόδοση σε συσκευές όπως θερμοσίφωνες, ψυγεία και μονάδες κλιματισμού, επιτυγχάνοντας χαμηλά σφάλματα πρόβλεψης σε σχέση με πιο πολύπλοκα μοντέλα όπως τα LSTM, ιδίως σε συνθήκες περιορισμένων δεδομένων εκπαίδευσης.

Τέλος, η φύση των δέντρων απόφασης διευκολύνει την ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Είναι εύκολο να εντοπιστούν τα σημεία στα οποία το μοντέλο αποφασίζει ότι ενεργοποιείται ή απενεργοποιείται μια συσκευή — κάτι που είναι εξαιρετικά χρήσιμο όταν απαιτείται διαγνωστική ερμηνεία (π.χ. εντοπισμός υπερβολικής ή ανώμαλης χρήσης). Σε μελλοντική επέκταση, το DTR μπορεί να συνδυαστεί με ensemble τεχνικές (Random Forest, Gradient Boosting) ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια χωρίς να χαθεί η διαφάνεια της βασικής αρχιτεκτονικής.

2.4.1 Πώς λειτουργεί το Decision Tree Regressor

Το πρώτο βήμα στην εφαρμογή του DTR είναι η δημιουργία ενός αρχικού Dataset. Δηλαδή, έχουμε ένα σύνολο παρατηρήσεων με:

Input (X) = χαρακτηριστικά εισόδου (π.χ. mains, δηλαδή συνολική κατανάλωση)

Target (y) = τιμή στόχου (π.χ. refrigerator, δηλαδή η επιθυμητή πρόβλεψη)

Πίνακας 1. Δεδομένα αριθμητικού παραδείγματος του αλγορίθμου Decision Tree Regressor

mains (W)	refrigerator (W)
1200	180
1300	190
1600	300
1100	150

Έπειτα, το δέντρο ξεκινά από τον ριζικό κόμβο, όπου εξετάζει ποιο χαρακτηριστικό και ποια τιμή (π.χ. $mains < 1250$) χωρίζει καλύτερα τα δεδομένα ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα (π.χ. MSE). Υπολογίζει το Mean Squared Error (MSE) σε κάθε πιθανή διαίρεση και διαλέγει την καλύτερη. Ο ριζικός κόμβος περιέχει όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Στο δικό μας σενάριο, το root node είναι η πρώτη συνθήκη που εφαρμόζει το μοντέλο για να διαχωρίσει τα δεδομένα, με βάση τη συνολική κατανάλωση του Σπίτιού (το aggregated σήμα από το κανάλι mains). Το feature εισόδου είναι το mains (η συνολική ισχύς – π.χ. από channel_1.dat) και το μοντέλο προσπαθεί να προβλέψει την ισχύ μιας συγκεκριμένης συσκευής (π.χ. ψυγείο, φούρνος, φωτισμός). Άρα, το root node είναι μια συνθήκη του τύπου:

is mains < T1?

Έστω ότι έχουμε:

Πίνακας 2. Εκτέλεση αριθμητικού παραδείγματος του αλγορίθμου Decision Tree Regressor

Χρόνος	mains (kW)	refrigerator (kW)
00:00	1.40	0.58
00:01	2.80	0.00
00:02	1.42	0.55

Το Decision Tree μπορεί να διαπιστώσει ότι όταν η συνολική ισχύς (mains) είναι κάτω από 2.0 kW, τότε η συσκευή ψυγείο (refrigerator) είναι συνήθως ενεργή. Έτσι θα δημιουργηθεί root node:

```
mains < 2.0?
├─ Yes: predict refrigerator ≈ 0.57
└─ No:  predict refrigerator ≈ 0.00
```

Στο δικό μας DTR, το root node είναι πάντοτε μια συνθήκη πάνω στο aggregated σήμα mains, δηλαδή πάνω στο μοναδικό feature εισόδου που χρησιμοποιούμε για την πρόβλεψη της εκάστοτε συσκευής. Είναι το σημείο όπου το μοντέλο παίρνει την πρώτη και πιο σημαντική απόφαση για το ποια τιμή πρόβλεψης (π.χ. κατανάλωση του ψυγείου) θα δώσει.

Εν συνεχεία, το δέντρο διαχωρίζει τα δεδομένα σε δύο ομάδες ανά split. Σε εκείνα που πληρούν την συνθήκη και εκείνα που δεν την πληρούν. Αν βρεθεί ότι $\text{mains} < 1250$ τότε το κατατάσσει σε μια ομάδα (έστω A), ενώ σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση το κατατάσσει σε μια άλλη ομάδα B.

Το ίδιο βήμα επαναλαμβάνεται σε κάθε υποκλάδο του δέντρου οπότε και ξαναγίνεται διαχωρισμός των δεδομένων. Ομοίως αναζητείται νέος βέλτιστος κανόνας (π.χ. $\text{mains} < 1350$, $\text{mains} \geq 1600$) και το δέντρο επεκτείνεται μέχρι να μην μειώνεται άλλο το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), ή να φτάσουμε σε ένα ελάχιστο αριθμό παρατηρήσεων.

Όταν δεν γίνεται άλλος διαχωρισμός, φτάσαμε στον τελικό κόμβο (φύλλο), το οποίο περιέχει την μέση τιμή των τιμών-στόχων για το υποσύνολο. Αυτή η τιμή είναι η πρόβλεψη του μοντέλου για νέα δεδομένα που καταλήγουν εκεί. Στην περίπτωση μάς επιστρέφει την προβλεπόμενη τιμή κατανάλωσης.

Αξίζει να σημειωθεί ότι, το DTR, μετρά συνήθως είτε το μέσο τετράγωνο της διαφοράς prediction – πραγματική τιμή (Mean Squared Error – MSE), είτε το μέσο απόλυτο σφάλμα (Mean Absolute Error - MAE).

Κεφάλαιο 3. Βάσεις Δεδομένων και Εφαρμογή τους στην Αποσύνθεση Ενέργειας

3.1 Η έννοια των βάσεων δεδομένων στην αποσύνθεση ενέργειας

Οι βάσεις δεδομένων αποτελούν έναν οργανωμένο τρόπο αποθήκευσης, διαχείρισης και ανάκτησης δεδομένων. Χρησιμοποιούνται για την αποθήκευση μεγάλου όγκου πληροφοριών σε δομημένη μορφή, επιτρέποντας την αποδοτική πρόσβαση και επεξεργασία τους. Κάθε βάση δεδομένων αποτελείται από πίνακες, οι οποίοι περιέχουν γραμμές (εγγραφές) και στήλες (πεδία), όπου τα δεδομένα αποθηκεύονται με λογικό και ιεραρχικό τρόπο.

Στο πλαίσιο εφαρμογών μηχανικής μάθησης και ενεργειακής ανάλυσης, οι βάσεις δεδομένων παίζουν κομβικό ρόλο καθώς περιέχουν χρονικές σειρές δεδομένων από πραγματικά περιβάλλοντα, όπως νοικοκυριά ή κτίρια, που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των μοντέλων. Η δυνατότητα εξαγωγής μοτίβων κατανάλωσης από τέτοιες βάσεις επιτρέπει την ανάπτυξη μοντέλων αποσύνθεσης κατανάλωσης (NILM), όπου η συνολική κατανάλωση αναλύεται σε επιμέρους συμβολές ανά συσκευή.

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζονται βάσεις δεδομένων που περιλαμβάνουν καταγραφές κατανάλωσης ενέργειας με υψηλή ή μέση χρονική ανάλυση, από μεμονωμένες συσκευές και από το σύνολο των νοικοκυριών. Η ανασκόπηση αυτών των βάσεων προσφέρει πλήρη εικόνα για το διαθέσιμο υλικό και τις τεχνικές ανάλυσης στον τομέα της Μη Παρεμβατικής Αναγνώρισης Φορτίων (Non-Intrusive Load Monitoring – NILM).

Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στο σύνολο δεδομένων της REDD (Reference Energy Disaggregation Dataset), η οποία αποτελεί το βασικό σύνολο δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου παλινδρόμησης που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία. Η REDD περιλαμβάνει πλούσιες και ρεαλιστικές μετρήσεις από πραγματικά νοικοκυριά στις Ηνωμένες Πολιτείες και θεωρείται πρότυπο αναφοράς στον ερευνητικό τομέα της αποσύνθεσης κατανάλωσης.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι κυριότερες βάσεις δεδομένων που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα αποσύνθεσης ενέργειας, αρχής γενομένης από την AMPds.

3.2 Γνωστά Σύνολα Δεδομένων για την Αποσύνθεση Ενεργειακής Κατανάλωσης

3.1.1 AMPds

Η βάση δεδομένων AMPds (The Canadian Energy End-use Data and Analysis, Version 2) είναι μια ανοιχτού τύπου βάση δεδομένων που χρησιμοποιείται κυρίως για την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας στις οικιακές και εμπορικές μονάδες. Παρέχει λεπτομερή δεδομένα για την κατανάλωση ενέργειας και τις συνήθειες χρήσεις διαφόρων συσκευών και συστημάτων, όπως θερμαντικά συστήματα, κλιματιστικά, φωτιστικά και άλλες ηλεκτρικές συσκευές.

Η AMPds δημιουργήθηκε στο πλαίσιο της ερευνητικής δραστηριότητας του Integrated Energy Systems Group στο Πανεπιστήμιο του Βικτόρια (University of Victoria) στον Καναδά, και πιο συγκεκριμένα από τον K.C.R. Lee και τους συνεργάτες του. Η πρώτη έκδοση της βάσης δημιουργήθηκε το 2012 και περιλάμβανε δεδομένα από 1 νοικοκυριό με υψηλή ανάλυση καταγραφής (1Hz) της κατανάλωσης ενέργειας. Στη συνέχεια, η βάση δεδομένων ανανεώθηκε και η δεύτερη έκδοση (AMPds v2) κυκλοφόρησε με περισσότερες πληροφορίες και βελτιώσεις στην ανάλυση. Στόχος της είναι η μελέτη ενεργειακής απόδοσης, η βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας, η πρόβλεψη της ζήτησης ενέργειας, και η ανάπτυξη ενεργειακών στρατηγικών σε πραγματικές συνθήκες.

Η βάση παρέχει δεδομένα για την κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή και κατηγορία συσκευών, όπως κλιματιστικά, θερμαντικά συστήματα, ψυγεία, τηλεοράσεις, φώτα και άλλες ηλεκτρικές συσκευές. Επίσης, τα δεδομένα περιλαμβάνουν μετρήσεις της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε υψηλή χρονική ανάλυση (σε διαστήματα 1Hz ή 1 δευτερόλεπτο). Αυτό επιτρέπει τη λεπτομερή ανάλυση των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας. Τα δεδομένα καταγράφονται με ακρίβεια ανά ώρα ή λεπτό, επιτρέποντας την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας κατά τη διάρκεια της ημέρας, των εποχών και σε διάφορες συνθήκες καιρού.

Ημερήσια και εβδομαδιαία πρότυπα: Τα δεδομένα μπορούν να αναλυθούν για να εξετάσουν τις διακυμάνσεις της κατανάλωσης ενέργειας σε διάφορες χρονικές περιόδους (ημερήσιες ή εβδομαδιαίες τάσεις).

Η βάση περιλαμβάνει δεδομένα σχετικά με τη θερμοκρασία, την υγρασία, τις καιρικές συνθήκες και άλλους περιβαλλοντικούς παράγοντες που μπορεί να επηρεάζουν την κατανάλωση ενέργειας, όπως η εξωτερική θερμοκρασία και η ηλιακή ακτινοβολία. Επιπλέον, καταγράφει δεδομένα για διάφορους τύπους συσκευών που χρησιμοποιούνται σε οικιακά νοικοκυριά, όπως οικιακά θερμαντικά συστήματα, κλιματιστικά, φωτιστικά, και συσκευές κουζίνας. Για κάθε τύπο συσκευής, υπάρχουν δεδομένα σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας και τις ώρες χρήσης.

Τέλος, η βάση δεδομένων περιλαμβάνει και κάποια στοιχεία σχετικά με τα χαρακτηριστικά των νοικοκυριών, όπως ο αριθμός των μελών, το μέγεθος του Σπίτιού, οι τύποι των συσκευών και άλλα δημογραφικά δεδομένα που μπορεί να επηρεάζουν την κατανάλωση ενέργειας.

3.1.2 UK-DALE

Η UK-DALE (UK Domestic Appliance-Level Electricity dataset) είναι μια άλλη σημαντική βάση δεδομένων που έχει σχεδιαστεί για την ανάλυση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε οικιακό επίπεδο (Kelly & Knottenbelt, 2015). Η βάση αυτή παρέχει δεδομένα που καταγράφουν τη χρήση ενέργειας ανά συσκευή σε οικιακά νοικοκυριά στο Ηνωμένο Βασίλειο, επιτρέποντας την ανάλυση της ενεργειακής κατανάλωσης σε μεγάλη συχνότητα.

Παρέχει δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας από μεμονωμένες συσκευές όπως ψυγεία, τηλεοράσεις, φωτιστικά, θερμαντικά συστήματα, κλιματιστικά και άλλες συσκευές. Αυτό επιτρέπει την ανάλυση της ενέργειας που καταναλώνεται από κάθε συσκευή και την αναγνώριση προτύπων χρήσης ενέργειας. Τα δεδομένα καταγράφονται σε χρονική ανάλυση 1Hz, δηλαδή μία μέτρηση κάθε δευτερόλεπτο. Επίσης, η βάση προσφέρει συνολικές ημερήσιες και εβδομαδιαίες καταγραφές κατανάλωσης ενέργειας για το κάθε νοικοκυριό.

Η βάση περιλαμβάνει δεδομένα από πολλαπλά νοικοκυριά στο Ηνωμένο Βασίλειο. Κάθε νοικοκυριό έχει διαφορετική σύνθεση, και η βάση περιλαμβάνει δεδομένα από διάφορους τύπους κατοικιών, όπως διαμερίσματα και μονοκατοικίες, παρέχοντας μια ποικιλία συμπεριφορών κατανάλωσης.

Επίσης, περιλαμβάνει δεδομένα καιρού (π.χ. θερμοκρασία, υγρασία) που είναι χρήσιμα για την ανάλυση της σχέσης μεταξύ των εξωτερικών παραμέτρων (όπως ο καιρός) και της κατανάλωσης ενέργειας. Οι καιρικές συνθήκες έχουν σημαντική επίδραση στην ενεργειακή κατανάλωση, ειδικά στα συστήματα θέρμανσης και ψύξης.

3.1.3 COOLL

Η Βιβλιοθήκη Ελεγχόμενων Φορτίων On/Off (COOLL) είναι μια έννοια που χρησιμοποιείται στο πλαίσιο συστημάτων διαχείρισης ενέργειας, ιδιαίτερα σε στρατηγικές ελέγχου φορτίου, όπως η Μη Παρεμβατική Παρακολούθηση Φορτίων (NILM) και η ενεργειακή βελτιστοποίηση. Περιλαμβάνει μετρήσεις ηλεκτρικού ρεύματος και τάσης υψηλής δειγματοληψίας, αντιπροσωπεύοντας την κατανάλωση μεμονωμένων ηλεκτρικών συσκευών.

Η βιβλιοθήκη COOLL περιλαμβάνει υψηλής συχνότητας (100 kHz) μετρήσεις ρεύματος και τάσης για 42 ηλεκτρικές συσκευές από 12 κατηγορίες, που πραγματοποιήθηκαν τον Ιούνιο του 2016 στο εργαστήριο PRISME του Πανεπιστημίου της Ορλεάνης, Γαλλία με σκοπό την ανάλυση σημείων ενεργοποίησης/απενεργοποίησης και την εξέταση μεταβατικών κυμάτων στο πλαίσιο των συστημάτων NILM (Picon et al., 2016).

Η COOLL περιλαμβάνει μετρήσεις από διάφορες συσκευές, όπως τρυπάνια, ανεμιστήρες, μύλους, πιστολάκια μαλλιών, ψαλίδια θάμνων, λάμπες, απογυμνωτές βαφής, πλάνες, δρομολογητές, τριβεία, πριόνια και ηλεκτρικές σκούπες. Για κάθε συσκευή, έχουν καταγραφεί 20 μετρήσεις ενεργοποίησης, κάθε μία με διαφορετική καθυστέρηση ενεργοποίησης σε σχέση με το μηδενικό πέρασμα της τάσης του δικτύου, καλύπτοντας ολόκληρη την περίοδο του 50 Hz δικτύου (20 ms). Κάθε μέτρηση διαρκεί 6 δευτερόλεπτα, με 0,5 δευτερόλεπτα πριν την ενεργοποίηση και 1 δευτερόλεπτο μετά την απενεργοποίηση της συσκευής.

3.1.4 GREEND (GRreek ENergy Disaggregation)

Η βάση δεδομένων GREEND (GRreek ENergy Disaggregation) είναι μια συλλογή μετρήσεων κατανάλωσης ενέργειας από οικιακές συσκευές, η οποία χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων αποσύνθεσης κατανάλωσης ενέργειας (NILM). Η βάση δεδομένων περιλαμβάνει μετρήσεις κατανάλωσης ισχύος από

διάφορες ηλεκτρικές συσκευές σε πραγματικές συνθήκες, καταγράφοντας την κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο συσκευής.

Η GREEND περιλαμβάνει μετρήσεις από διάφορες οικιακές συσκευές, όπως ψυγεία, πλυντήρια ρούχων, πλυντήρια πιάτων, φούρνους, τηλεοράσεις και άλλες συσκευές κοινής χρήσης σε νοικοκυριά. Οι μετρήσεις καταγράφονται σε επίπεδο συσκευής, επιτρέποντας την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας κάθε μεμονωμένης συσκευής. Η συχνότητα δειγματοληψίας των μετρήσεων μπορεί να ποικίλλει, ανάλογα με τη συσκευή και τις συνθήκες καταγραφής.

3.1.5 LIT (Load Identification and Tagging)

Η βάση δεδομένων LIT (Load Identification and Tagging) είναι μια συλλογή δεδομένων που σχεδιάστηκε για την υποστήριξη της μη παρεμβατικής αναγνώρισης φορτίων (NILM). Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων αποσύνθεσης κατανάλωσης ενέργειας, επιτρέποντας την αναγνώριση και παρακολούθηση της κατανάλωσης μεμονωμένων συσκευών σε ένα νοικοκυριό. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην καλύτερη κατανόηση της κατανάλωσης ενέργειας και στην ανάπτυξη στρατηγικών εξοικονόμησης. Αποτελείται από τρία υποσύνολα: Συνθετικό, Προσομοιωμένο και Φυσικό.

Το συνθετικό υποσύνολο περιλαμβάνει δεδομένα που συλλέχθηκαν σε ελεγχόμενο εργαστηριακό περιβάλλον, όπου τα φορτία ενεργοποιούνται και απενεργοποιούνται με προγραμματισμένο τρόπο, επιτρέποντας την επαναληψιμότητα των σεναρίων.

Το προσομοιωμένο υποσύνολο περιλαμβάνει δεδομένα που συλλέχθηκαν μέσω προσομοιώσεων κυκλωμάτων, επιτρέποντας τη δοκιμή διαφορετικών σεναρίων και τον έλεγχο παραμέτρων που μπορεί να είναι δύσκολο ή επικίνδυνο να ελεγχθούν σε πραγματικό περιβάλλον.

Το φυσικό υποσύνολο περιλαμβάνει δείγματα τάσης και ρεύματος που συλλέχθηκαν σε πραγματικό, ανεξέλεγκτο περιβάλλον, με καταγραφή τόσο του συνολικού ρεύματος όσο και της τάσης του δικτύου, καθώς και των μεμονωμένων φορτίων.

3.1.6 SmartNIALMeter

Η SmartNIALMeter είναι μια εκτενής βάση δεδομένων που περιλαμβάνει μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας από 20 κτίρια, συνολικά 100 ηλεκτρικές συσκευές,

καταγεγραμμένες σε διάστημα έως δύο ετών με διάστημα δειγματοληψίας πέντε δευτερολέπτων (Vogel et al., 2024). Χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων αποσύνθεσης κατανάλωσης ενέργειας (NILM), επιτρέποντας την αναγνώριση και παρακολούθηση της κατανάλωσης μεμονωμένων συσκευών σε πραγματικές συνθήκες. Περιλαμβάνει μετρήσεις από είκοσι κτίρια με συνολικά εκατό ηλεκτρικές συσκευές. Η διάρκεια καταγραφής είναι έως και δύο έτη και η συχνότητα δειγματοληψίας γίνεται κάθε πέντε δευτερόλεπτα.

3.1.7 Berkeley Energy Disaggregation Data Set (BERDS)

Η Berkeley Energy Disaggregation Data Set (BERDS) είναι μια δημόσια διαθέσιμη βάση δεδομένων που περιλαμβάνει μετρήσεις κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας από το κτίριο Cory Hall στην πανεπιστημιούπολη του Πανεπιστημίου της Καλιφόρνιας, Berkeley. Η βάση δεδομένων στοχεύει στην υποστήριξη της έρευνας στον τομέα της μη παρεμβατικής αναγνώρισης φορτίων (NILM) και περιλαμβάνει μετρήσεις από τις συσκευές φωτισμού (Lighting), των συστημάτων θέρμανσης, αερισμού και κλιματισμού (HVAC), των πριζών (Receptacle) και άλλων φορτίων (Other) και χρησιμοποιείται ευρύτατα σε έρευνες αποσύνθεσης φορτίων (Maasoumy et al., 2013). Οι μετρήσεις περιλαμβάνουν ενεργό, άεργο και φαινόμενη ισχύ, καταγεγραμμένες σε διαστήματα 20 δευτερολέπτων.

3.1.8 REDD

Η βάση δεδομένων REDD (Reference Energy Disaggregation Dataset) αποτελεί μία από τις πρώτες και πιο διαδεδομένες βάσεις που χρησιμοποιούνται στην έρευνα της αποσύνθεσης κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας (energy disaggregation). Δημιουργήθηκε το 2011 από τους Kolter και Johnson, και έκτοτε αξιοποιείται ευρέως ως πρότυπο αξιολόγησης για αλγορίθμους μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου (Non-Intrusive Load Monitoring – NILM).

Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει μετρήσεις από έξι οικιακές κατοικίες στις Ηνωμένες Πολιτείες, με στόχο την καταγραφή τόσο της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας ανά νοικοκυριό όσο και της κατανάλωσης επιμέρους συσκευών.

Η συνολική ενεργειακή κατανάλωση κάθε κατοικίας καταγράφεται μέσω δύο βασικών καναλιών (γνωστά ως mains), τα οποία αποτυπώνουν το συνολικό φορτίο

από διαφορετικές φάσεις της κεντρικής παροχής ρεύματος. Παράλληλα, υπάρχουν ξεχωριστά κανάλια για συγκεκριμένες συσκευές, όπως ψυγεία, φωτιστικά, πλυντήρια, φούρνοι μικροκυμάτων, κουζίνες, συστήματα HVAC και άλλες, επιτρέποντας την ξεχωριστή καταγραφή της λειτουργίας τους.

Τα δεδομένα της βάσης είναι διαθέσιμα σε δύο εκδόσεις: μία υψηλής ανάλυσης (high frequency) και μία χαμηλότερης (low frequency). Η high frequency εκδοχή περιλαμβάνει καταγραφές με συχνότητα 1 Hz ή και 16 kHz, κατάλληλη για εφαρμογές που απαιτούν λεπτομερή χρονική ακρίβεια. Αντίθετα, η low frequency εκδοχή, την οποία χρησιμοποιήσαμε στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, προσφέρει δειγματοληψία ανά περίπου 3 δευτερόλεπτα (~ 0.3 Hz), γεγονός που εξηγεί τα διαστήματα μεταξύ των διαδοχικών τιμών που παρατηρήθηκαν κατά την επεξεργασία των αρχείων.

Η REDD είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη μελέτη και την αξιολόγηση μεθόδων αποσύνθεσης φορτίου, καθώς περιλαμβάνει δεδομένα τόσο σε επίπεδο συνολικής κατανάλωσης όσο και ανά επιμέρους συσκευή. Η ύπαρξη ετικετών (labels) για τα κανάλια επιτρέπει την αντιστοίχιση των μετρήσεων με συγκεκριμένες συσκευές, γεγονός που ενισχύει την αξιοπιστία της εποπτευόμενης μάθησης. Επιπλέον, προσφέρεται η δυνατότητα επεξεργασίας και επαναδειγματοληψίας των δεδομένων (resampling), ώστε να είναι δυνατή η σύγκριση μεταξύ αλγορίθμων σε διαφορετικές χρονικές αναλύσεις. Αν και η γεωγραφική και δημογραφική κάλυψη της βάσης είναι περιορισμένη, η REDD εξακολουθεί να αποτελεί βασικό σημείο αναφοράς στην επιστημονική κοινότητα, κυρίως λόγω της καλά οργανωμένης δομής των δεδομένων και της πρακτικής τους συνάφειας με την πραγματική κατανάλωση ενέργειας σε κατοικίες.

Mains 1 & 2: Καταγράφουν τη συνολική κατανάλωση ενέργειας του Σπίτιού. Είναι το άθροισμα όλων των συσκευών και χρησιμοποιείται ως βάση για την ανάλυση ενεργειακής αποσύνθεσης (disaggregation). Η διαφορά μεταξύ Mains 1 και Mains 2 στα σπίτια του REDD dataset είναι ότι στις ΗΠΑ, η κεντρική ηλεκτρική παροχή χωρίζεται συνήθως σε δύο διαφορετικές γραμμές (φάσεις), οι οποίες τροφοδοτούν διαφορετικά κυκλώματα μέσα στο σπίτι. Το Mains 1 καταγράφει τη συνολική κατανάλωση που περνά από την πρώτη φάση της κεντρικής παροχής. Το Mains 2 καταγράφει αντίστοιχα τη συνολική κατανάλωση από τη δεύτερη φάση.

Συνεπώς, το άθροισμα αυτών των δύο (Mains 1 + Mains 2) είναι η πλήρης κατανάλωση του Σπίτιού, ενώ το κάθε ένα μόνο του δείχνει ένα μέρος της συνολικής ενέργειας, ανάλογα με το πώς είναι συνδεδεμένα τα εσωτερικά κυκλώματα.

Kitchen Outlets: Οι πρίζες κουζίνας συνήθως έχουν μεταβαλλόμενη κατανάλωση. Περιλαμβάνουν συσκευές όπως καφετιέρες, τοστιέρες, μπλέντερ κ.ά. Η κατανάλωση είναι συνήθως μικρή έως μέτρια, αλλά με σύντομα και έντονα peaks όταν ενεργοποιούνται οι συσκευές.

Lighting: Ο φωτισμός χαρακτηρίζεται από σχετικά χαμηλή και μεταβλητή κατανάλωση, με συχνές και απότομες αλλαγές που εξαρτώνται από τη συμπεριφορά των χρηστών (συχνές ενεργοποιήσεις/απενεργοποιήσεις).

Washer/Dryer: Το πλυντήριο και το στεγνωτήριο εμφανίζουν υψηλή και κυκλική κατανάλωση ενέργειας, που συχνά διαρκεί από 30 λεπτά έως και δύο ώρες. Έχουν χαρακτηριστικά μοτίβα που συνδυάζουν τη λειτουργία μοτέρ, αντλιών νερού και θερμαντικών στοιχείων.

Dishwasher: Το πλυντήριο πιάτων έχει μέτρια έως υψηλή κατανάλωση, με συγκεκριμένους κύκλους θέρμανσης νερού και λειτουργίας αντλιών. Η κατανάλωσή του διαρκεί συνήθως 1-2 ώρες και είναι ευδιάκριτη σε σχέση με άλλες συσκευές.

Electric Stove: Η ηλεκτρική κουζίνα εμφανίζει πολύ υψηλή κατανάλωση όταν λειτουργεί, με μεγάλα peaks. Η χρήση της μπορεί να κυμαίνεται από λίγα λεπτά έως και πάνω από μία ώρα, ανάλογα με το μαγείρεμα.

Microwave: Ο φούρνος μικροκυμάτων έχει σύντομες, υψηλής έντασης ενεργειακές καταναλώσεις. Είναι εύκολα αναγνωρίσιμος λόγω των απότομων αυξήσεων στην κατανάλωση για σύντομα διαστήματα (συνήθως λίγα λεπτά).

Refrigerator: Το ψυγείο χαρακτηρίζεται από συνεχή και κυκλική κατανάλωση χαμηλής έως μέτριας ισχύος. Οι κύκλοι του επαναλαμβάνονται σταθερά και αποτελούν ένα πολύ χαρακτηριστικό πρότυπο για την ενεργειακή αποσύνθεση.

Electronics: Οι ηλεκτρονικές συσκευές, όπως τηλεοράσεις, υπολογιστές, και συστήματα ήχου, συνήθως καταναλώνουν σχετικά μικρά ποσά ενέργειας με

περιοδικά spikes, ανάλογα με τη χρήση. Η κατανάλωση ποικίλλει έντονα ανάλογα με τη συμπεριφορά του χρήστη.

Αξίζει να σημειωθεί ότι δεν περιλαμβάνονται όλες οι παραπάνω συσκευές σε κάθε νοικοκυριό. Η διαθεσιμότητα των μετρήσεων εξαρτάται από την εγκατάσταση αισθητήρων ανά σπίτι, ενώ ορισμένα σπίτια παρακολουθούν λιγότερες συσκευές σε σχέση με άλλα. Επιπλέον, πέρα από τις βασικές κατηγορίες που αναφέρονται, η βάση περιλαμβάνει και άλλους τύπους συσκευών, όπως air conditioning units, disposal, furnace fans, καθώς και διαφορετικούς τύπους φωτιστικών ή κυκλωμάτων, τα οποία εμφανίζονται με διαφορετικά labels (π.χ. outlets_12, light_13).

Οι μετρήσεις καταγράφονται σε αρχεία κειμένου, με πληροφορίες όπως timestamp, ισχύς (σε W), αναγνωριστικό συσκευής και ταυτότητα νοικοκυριού. Η προεπεξεργασία των δεδομένων, η αφαίρεση σφαλμάτων ή κενών τιμών, καθώς και η ομαδοποίηση σε σταθερά χρονικά διαστήματα κρίνονται απαραίτητες για την απρόσκοπτη χρήση τους σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης.

Κεφάλαιο 4. Μεθοδολογία και Ανάπτυξη Πειραμάτων

4.1 Σκοπός και Σχεδιασμός των Πειραμάτων

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, στόχος ήταν να προσπαθήσουμε να δημιουργήσουμε ένα μοντέλο το οποίο θα εκπαιδεύεται με ένα γνωστό και μεγάλο σύνολο δεδομένων, εν προκειμένω τη REDD, και θα είναι ικανό με μερικές μικρές μετατροπές, να το εφαρμόσουμε σε μετρήσεις συνολικής κατανάλωσης ενέργειας άλλων κατοικιών να δίνει προβλέψεις για την κατανάλωση των επιμέρους συσκευών με βάση τα σπίτια-μοντέλα της REDD. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε βασίστηκε σε δύο πειράματα, στα οποία εφαρμόστηκε ο ίδιος αλγόριθμος πρόβλεψης NILM, και στα οποία κάθε φορά μετατρέπαμε τη συχνότητα της REDD στην αντίστοιχη συχνότητα των μετρήσεων των κατοικιών που είχαμε, τη μία φορά από 3s σε 1s και την άλλη φορά από 3s σε 30s.

Η ανάγκη για τα πειράματα αυτά προέκυψε από το γεγονός ότι το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί με δεδομένα που έχουν συχνότητα καταγραφής περίπου 3 δευτερόλεπτα, ενώ τα datasets που χρησιμοποιήθηκαν στη συνέχεια είχαν διαφορετικές συχνότητες όπως αναφέρθηκε παραπάνω και συνεπώς αν προσπαθούσαμε να εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο απευθείας στα δεδομένα αυτά τα αποτελέσματα μας θα ήταν πιθανότατα πολύ μακριά από ρεαλιστικά αποτελέσματα.

Παράλληλα, με τα δύο αυτά πειράματα επιδιώχθηκε να φανεί αν και πως επηρεάζονται οι προβλέψεις όταν η χρονική ανάλυση αλλάζει από 3s σε 1s, έχουμε δηλαδή μεγαλύτερη λεπτομέρεια αφού επεκτείνεται η βάση με γραμμική παρεμβολή, χωρίς όμως αυτό απαραίτητα να σημαίνει ότι θα έχουμε καλύτερα αποτελέσματα. Παρ'όλα αυτά θα μπορούσε να βοηθήσει στην ανίχνευση σύντομων ενεργοποιήσεων κάποιων συσκευών, όπως για παράδειγμα ένας φούρνος μικροκυμάτων. Στον αντίποδα βλέπουμε και πως επηρεάζεται το μοντέλο σε πιο αραιά δεδομένα όταν μετατρέπουμε τη συχνότητα από 3s σε 30s, που περιμένουμε ότι θα έχουμε κάποια μείωση στην ποιότητα των αποτελεσμάτων, ωστόσο σε κάποιες περιπτώσεις ίσως μας ωφέλησε στο να ξεχωρίσουμε καλύτερα έναν κύκλο λειτουργίας κάποιας συσκευής.

Τέλος, η αξιολόγηση έγινε στα 6 σπίτια-μοντέλα της REDD, με έμφαση στις πιο κοινές οικιακές συσκευές που εμφανίζονταν σε αυτά αλλά και σε ενεργοβόρα φορτία

που δεν ήταν κοινά σε όλα τα Σπίτια, όπως για παράδειγμα ο κλιματισμός, και περιλαμβάνει τόσο ποσοτικά στοιχεία (π.χ. συνολικές καταναλώσεις) όσο και ποιοτικά (π.χ. χρονικά διαγράμματα ισχύος), ώστε να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα για την αξιοπιστία και τις δυνατότητες εφαρμογής των τεχνικών NILM σε διαφορετικά είδη δεδομένων.

4.2 Θεωρητική Προσέγγιση στη Μεταβολή της Συχνότητας Δειγματοληψίας

Η συχνότητα δειγματοληψίας (sampling frequency) αποτελεί έναν από τους πιο κρίσιμους παράγοντες σε εφαρμογές αποσύνθεσης ενεργειακής κατανάλωσης (NILM), καθώς καθορίζει το πόσο συχνά καταγράφονται οι τιμές του σήματος ισχύος από τα κανάλια των οικιακών συσκευών ή του συνολικού φορτίου. Η αλλαγή της συχνότητας, για παράδειγμα από 3 δευτερόλεπτα (0.33 Hz) σε 1 δευτερόλεπτο (1 Hz), ή ακόμα και σε πιο αραιές μετρήσεις των 30 δευτερολέπτων (0.033 Hz), έχει σημαντικές επιπτώσεις στην ανάλυση και στην ποιότητα των εξαγόμενων αποτελεσμάτων. Η μεταβολή αυτή σχετίζεται άμεσα με το επίπεδο πληροφορίας που διατηρείται στο σήμα, καθώς και με τη δυνατότητα ανίχνευσης στιγμιαίων γεγονότων ή αιχμών κατανάλωσης.

Σε υψηλές συχνότητες, όπως το 1 Hz ή ακόμα και υψηλότερες (π.χ. 10 kHz σε εξειδικευμένες βάσεις), το σύστημα καταγράφει δεδομένα σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Αυτό επιτρέπει την ακριβή παρακολούθηση στιγμιαίων μεταβολών, όπως η ενεργοποίηση μιας συσκευής με πολύ μικρή διάρκεια λειτουργίας. Οι αιχμές κατανάλωσης καταγράφονται με λεπτομέρεια και διατηρείται η χρονική τους θέση, γεγονός ιδιαίτερα χρήσιμο στην ταυτοποίηση μοτίβων που αφορούν σύντομες ή απότομες αλλαγές στο σήμα.

Αντίθετα, η χρήση χαμηλότερης συχνότητας οδηγεί σε υποδειγματοληψία (undersampling), φαινόμενο κατά το οποίο παραλείπονται στιγμές που ενδεχομένως να περιέχουν σημαντική πληροφορία. Η θεωρία του undersampling συνδέεται άμεσα με το θεώρημα του Nyquist, σύμφωνα με το οποίο η συχνότητα δειγματοληψίας θα πρέπει να είναι τουλάχιστον διπλάσια από τη μέγιστη συχνότητα του σήματος ώστε να αποφευχθεί το φαινόμενο του aliasing. Όταν αυτό δεν τηρείται, το σήμα μπορεί να παραμορφωθεί ή να αναπαρασταθεί λανθασμένα, με αποτέλεσμα την απώλεια σημαντικών λεπτομερειών και την αλλοίωση των χρονικών χαρακτηριστικών του.

Στο πλαίσιο εφαρμογών NILM, η μείωση της συχνότητας προκαλεί απώλεια λεπτομέρειας (loss of granularity), καθώς πολλές συσκευές –όπως ο φούρνος μικροκυμάτων, το πιστολάκι μαλλιών ή μικρές κουζινικές συσκευές– λειτουργούν για πολύ σύντομα χρονικά διαστήματα, με χαρακτηριστικά μοτίβα που είναι ευδιάκριτα μόνο σε υψηλής ανάλυσης χρονικά δεδομένα. Όταν η μέτρηση γίνεται ανά 30 δευτερόλεπτα, ένα γεγονός διάρκειας 10 ή 15 δευτερολέπτων ενδέχεται να μη συλληφθεί καθόλου ή να συγχωνευθεί σε γειτονικά σημεία, με αποτέλεσμα να χαθεί η δυνατότητα αναγνώρισης της συσκευής που το προκάλεσε.

Η πρακτική συνέπεια της παραπάνω θεωρίας είναι ότι η αναγνώριση συσκευών και η απομόνωση του φορτίου τους γίνεται πιο δύσκολη όσο μειώνεται η συχνότητα καταγραφής. Η πληροφορική ακρίβεια πέφτει, καθώς μειώνεται ο αριθμός των σημείων στα οποία μπορεί να βασιστεί ένας αλγόριθμος για να καταλάβει ποια συσκευή ήταν ενεργή. Το αποτέλεσμα είναι υποβάθμιση των δεικτών αξιολόγησης, όπως ο δείκτης F1-score, η μέση τετραγωνική απόκλιση (RMSE) και το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Επιπλέον, οι μεταβατικές καταστάσεις (transients), που συχνά περιέχουν κρίσιμες πληροφορίες για την αναγνώριση της συσκευής, χάνουν τη διακριτότά τους.

Ειδικά στη βάση δεδομένων REDD, που χρησιμοποιήθηκε στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, υπάρχει η δυνατότητα επιλογής μεταξύ high-frequency (≈ 15 kHz) και low-frequency (≈ 3 s). Στην παρούσα εργασία έγινε χρήση του low-frequency dataset, στο οποίο οι μετρήσεις για τα κανάλια των mains εμφανίζονται κάθε περίπου 3 δευτερόλεπτα. Αυτή η επιλογή συχνότητας δικαιολογεί το γεγονός ότι δεν εμφανίζονται όλες οι ενεργοποιήσεις μικρής διάρκειας και ενδέχεται ορισμένες αιχμές να μην είναι πλήρως ορατές στα δεδομένα.

Πρέπει να σημειωθεί ότι η αλλαγή συχνότητας δεν έγινε μόνο για πειραματικούς λόγους, αλλά εξυπηρετεί και πρακτικές ανάγκες συμβατότητας. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος παλινδρόμησης (Decision Tree Regressor) που εκπαιδεύτηκε στο πλαίσιο της μελέτης βασίστηκε σε συνολικές μετρήσεις κατανάλωσης οι οποίες διέθεταν διαφορετική χρονική ανάλυση (είτε 1s είτε 30s, ανάλογα με το πείραμα). Συνεπώς, η αλλαγή συχνότητας κρίθηκε απαραίτητη ώστε τα δεδομένα εισόδου να είναι χρονικά συμβατά με αυτά στα οποία έχει εκπαιδευτεί το μοντέλο. Η τεχνική αυτή εξασφαλίζει

ομοιομορφία στα χαρακτηριστικά των δεδομένων και αποτρέπει προβλήματα ασυμφωνίας ή παραμορφωμένων προβλέψεων.

Απώτερος σκοπός της εργασίας αυτής είναι η προσπάθεια δημιουργίας ενός μοντέλου, το οποίο εκπαιδευμένο σε ένα μεγάλο και πλούσιο σύνολο δεδομένων όπως η REDD, να μπορεί με μικρές τροποποιήσεις να αλλάξει συχνότητα είτε προς τα πάνω είτε προς τα κάτω και συνεπώς να μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιοδήποτε σύνολο δεδομένων συνολικής κατανάλωσης μιας οικίας και να παράγει εύκολα και γρήγορα χρήσιμα συμπεράσματα για την κατανάλωση των επιμέρους συσκευών της, ανεξάρτητα με το ποια συχνότητα δειγματοληψίας έχουν τα δεδομένα αυτά. Πρέπει φυσικά πάντα να είναι σαφές ότι η επιλογή της κατάλληλης συχνότητας αποτελεί πάντα έναν συμβιβασμό μεταξύ της ακρίβειας των προβλέψεων και των υπολογιστικών/αποθηκευτικών απαιτήσεων του συστήματος.

4.3 Μέθοδοι Αλλαγής Συχνότητας – Συγκριτική Αναφορά

Η ανάγκη για μεταβολή της συχνότητας δειγματοληψίας (sampling frequency) είναι συχνή σε εφαρμογές επεξεργασίας χρονοσειρών, ιδίως σε συστήματα Μη Παρεμβατικής Αναγνώρισης Φορτίων (NILM). Η διαφορετική χρονική ανάλυση μεταξύ πηγών δεδομένων ή οι υπολογιστικοί περιορισμοί κατά την αποθήκευση και την επεξεργασία μεγάλου όγκου πληροφορίας καθιστούν αναγκαία την εφαρμογή τεχνικών επαναδειγματοληψίας (resampling).

Στη διεθνή βιβλιογραφία, έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι αλλαγής συχνότητας, καθεμία με τα δικά της πλεονεκτήματα και περιορισμούς. Μερικές από τις πιο συνηθισμένες προσεγγίσεις περιλαμβάνουν:

1. Nearest-neighbor (πλησιέστερος γείτονας)

Αυτή η μέθοδος αντιστοιχίζει κάθε νέο χρονικό σημείο στην τιμή του πλησιέστερου αρχικού σημείου. Παρουσιάζει πολύ χαμηλό υπολογιστικό κόστος και είναι ιδιαίτερα γρήγορη. Ωστόσο, δεν αποτυπώνει καλά τις μεταβατικές καταστάσεις και μπορεί να οδηγήσει σε τετραγωνισμό του σήματος.

2. Mean aggregation (μέσος όρος)

Η τεχνική αυτή υπολογίζει τον μέσο όρο των τιμών σε ένα δεδομένο χρονικό παράθυρο και τον αντιστοιχίζει στο σημείο εξόδου. Είναι χρήσιμη για τη μείωση του

θορύβου και την εξομάλυνση των δεδομένων. Όμως, μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια πληροφορίας, ειδικά αν τα γεγονότα που προσπαθούμε να ανιχνεύσουμε έχουν σύντομη διάρκεια.

3. Linear interpolation (γραμμική παρεμβολή)

Η γραμμική παρεμβολή τοποθετεί ενδιάμεσες τιμές μεταξύ δύο υπαρχόντων σημείων βάσει γραμμικής σχέσης. Η μέθοδος αυτή είναι κατάλληλη όταν απαιτείται αύξηση της συχνότητας και επιδιώκεται η διατήρηση της χρονικής συνέχειας του σήματος. Η μελέτη των Kaselimi et al. (2020) έδειξε ότι η χρήση γραμμικής παρεμβολής βοηθά στην ανακατασκευή συμβάντων που λείπουν λόγω χαμηλής αρχικής συχνότητας.

4. Median filtering (διάμεσος)

Η τεχνική αυτή εφαρμόζει φίλτρο διαμέσου εντός ενός χρονικού παραθύρου, εξαλείφοντας spikes ή ακραίες τιμές που ενδέχεται να οφείλονται σε θόρυβο. Χρησιμοποιείται συχνά σε εφαρμογές όπου απαιτείται καθαρισμός του σήματος, αλλά μπορεί να αποσιωπήσει πραγματικά γεγονότα.

5. Downsampling with interpolation (μείωση συχνότητας με παρεμβολή)

Πρόκειται για σύνθετη τεχνική, όπου τα δεδομένα πρώτα μειώνονται με τεχνικές εξομάλυνσης και στη συνέχεια γίνεται παρεμβολή ώστε να διατηρηθούν βασικά χαρακτηριστικά. Χρησιμοποιείται κυρίως όταν η μείωση συχνότητας συνοδεύεται από ανάγκη διατήρησης του σχήματος του αρχικού σήματος. Μπορεί να ενσωματώσει και adaptive τεχνικές, όπως low-pass filtering, πριν την υποδειγματοληψία.

Προηγμένες Τεχνικές

Spline interpolation

Η cubic spline interpolation, ή αλλιώς τρισδιάστατη καμπύλη παρεμβολής, είναι μια τεχνική που κατασκευάζει ομαλές, συνεχιζόμενες καμπύλες μέσω τμηματικών πολυωνύμων τρίτου βαθμού. Αντί να δέχεται ένα ενιαίο πολυώνυμο υψηλής τάξης (το οποίο μπορεί να παρουσιάσει "δονήσεις" – φαινόμενο Runge), η cubic spline σπάει το σήμα σε υποδιαστήματα, εξασφαλίζοντας ότι η καμπύλη και οι πρώτες και δεύτερες παράγωγές της είναι συνεχείς στα σημεία σύνδεσης. Μια σημαντική μελέτη από Le Quy et al. (2021) παρουσίασε μια προσέγγιση με data augmentation για τις βάσεις NILM με χαμηλή συχνότητα, χρησιμοποιώντας μεταξύ άλλων και την cubic

spline interpolation. Στο πείραμά τους δημιουργούν "τεχνητά" υψηλής συχνότητας δεδομένα (π.χ. 1 Hz ή παραπάνω) ώστε να βελτιώσουν την αναγνώριση συσκευών.

GANs/LSTM

Ο συνδυασμός Generative Adversarial Networks (GANs) και Long Short-Term Memory (LSTM) δικτύων έχει αρχίσει να βρίσκει εφαρμογές και στο πεδίο της αποσύνθεσης ενεργειακής κατανάλωσης (NILM), ειδικά σε προβλήματα που σχετίζονται με την ανάκτηση ή ενίσχυση δεδομένων χαμηλής χρονικής ανάλυσης. Τα GANs προσφέρουν τη δυνατότητα παραγωγής συνθετικών σημάτων που προσομοιάζουν τα πραγματικά, ενώ τα LSTM μοντελοποιούν τις χρονικές εξαρτήσεις και τις ακολουθίες που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας. Ο συνδυασμός τους επιτρέπει την εκμετάλλευση τόσο της γενετικής ισχύος των GANs όσο και της χρονικής μνήμης των LSTM, οδηγώντας σε πιο ρεαλιστική και συνεπή ανακατασκευή σημάτων.

Μια χαρακτηριστική εφαρμογή αυτού του συνδυασμού παρουσιάζεται στη μελέτη των Du et al. (2021), όπου προτείνεται ένα μοντέλο GAN που ενσωματώνει LSTM στο γεννήτορα (generator), με σκοπό την παραγωγή high-frequency χρονοσειρών κατανάλωσης από low-frequency aggregate δεδομένα. Η προσέγγιση αυτή στοχεύει στην επίτευξη "super-resolution" για σήματα ενέργειας, ενισχύοντας την ικανότητα αναγνώρισης επιμέρους φορτίων και βελτιώνοντας τη λεπτομέρεια των αποσυντιθέμενων σημάτων. Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν σημαντικά οφέλη σε ακρίβεια και ποιότητα αποσύνθεσης σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους επαναδειγματοληψίας.

Η επιλογή της κατάλληλης μεθόδου εξαρτάται από το είδος των δεδομένων, τη διάρκεια και τη συχνότητα των γεγονότων που θέλουμε να καταγράψουμε, καθώς και τις απαιτήσεις του μοντέλου μηχανικής μάθησης. Η διερεύνηση της επίδοσης κάθε μεθόδου γίνεται συχνά εμπειρικά, με βάση μετρικές απόδοσης, όπως το RMSE και το F1-score, σε συνδυασμό με οπτικό έλεγχο.

Πίνακας 3. Συγκριτικός Πίνακας μεθόδων αλλαγής συχνότητας

Μέθοδος	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Nearest-neighbor	Απλή, γρήγορη, χαμηλό υπολογιστικό κόστος	Παραμορφώνει αιχμές, δεν αποδίδει μεταβατικές καταστάσεις

Mean aggregation	Εξομαλύνει δεδομένα, ανθεκτική στο θόρυβο	Χάνει σύντομες μεταβολές και αιχμές
Linear interpolation	Διατηρεί συνέχεια, καλό για αύξηση συχνότητας	Δεν καλύπτει μη γραμμικές μεταβολές, δημιουργεί τεχνητά σημεία
Median filtering	Κατάλληλη για καθαρισμό outliers και spikes	Πιθανή απόκρυψη πραγματικών γεγονότων
Cubic Spline interpolation	Ομαλή, φυσική παρεμβολή	Πολύπλοκη, υπερβολικά "ομαλή" για απότομα συμβάντα
GANs/LSTM	Ικανή για super-resolution, μάθηση από μοτίβα	Υψηλή υπολογιστική απαίτηση, ανάγκη εκπαίδευσης

4.4 Επιλογή Μεθόδων για την Παρούσα Εργασία

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, πραγματοποιήθηκε χρονική μετατροπή (resampling) των δεδομένων συνολικής κατανάλωσης της βάσης REDD, προκειμένου να είναι συμβατά με τη συχνότητα των πραγματικών δεδομένων κατανάλωσης συσκευών. Η ανάγκη αυτή προέκυψε εξαιτίας της ασυμβατότητας μεταξύ των χρονικών αναλύσεων στα δύο πειραματικά σενάρια. Για τον σκοπό αυτό, εφαρμόστηκαν τρεις διαφορετικές μέθοδοι: γραμμική παρεμβολή, μέσος όρος, και πλησιέστερος γείτονας (nearest neighbor).

Οι επιλογές αυτές βασίστηκαν κυρίως στην απλότητα υλοποίησης, τη χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα και την ευρεία χρήση τους στη βιβλιογραφία. Η γραμμική παρεμβολή (linear interpolation) χρησιμοποιήθηκε για τη μετάβαση από 3s σε 1s στο Πείραμα 1, καθώς είναι ιδανική για αύξηση της χρονικής ανάλυσης, διατηρώντας ομαλά τη μορφή του σήματος χωρίς να εισάγει σημαντικές παραμορφώσεις. Στο Πείραμα 2, κατά τη μετάβαση από 3s σε 30s, εφαρμόστηκαν τόσο ο μέσος όρος, που βοηθά στη συμπίεση και εξομάλυνση των δεδομένων, όσο και ο πλησιέστερος γείτονας, που επιτρέπει τη διατήρηση της πραγματικής τιμής χωρίς επανυπολογισμό ή εξομάλυνση. Οι μέθοδοι αυτές είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε περιβάλλοντα NILM όπου απαιτείται ευθυγράμμιση δεδομένων διαφορετικής χρονικής ανάλυσης, χωρίς υπερβολική αλλοίωση του ενεργειακού σήματος ή επιβάρυνση του μοντέλου πρόβλεψης. Επιπλέον, το γεγονός ότι οι μέθοδοι αυτές είναι προκαθορισμένες σε πολλές βιβλιοθήκες ανάλυσης χρονοσειρών (π.χ. pandas) διευκολύνει την αναπαραγωγικότητα και τη μεταφορά της διαδικασίας σε άλλα datasets.

Μετατροπή 3s → 1s μέσω γραμμικής παρεμβολής (Πείραμα 1)

Στο πρώτο πείραμα, στόχος ήταν η αύξηση της χρονικής ανάλυσης των σημάτων mains από 3 δευτερόλεπτα (περίπου 0.33 Hz) σε 1 δευτερόλεπτο (1 Hz), ώστε να είναι χρονικά συμβατά με τις καταγραφές των συσκευών. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε η γραμμική παρεμβολή, η οποία δημιουργεί ενδιάμεσες τιμές μεταξύ των υπαρχόντων δειγμάτων βασισμένη σε ευθύγραμμες μεταβολές.

Απόσπασμα κώδικα:

```
In [7]: ### Resample red homes dataset to have 1 sec frequency ###  
df_resampled = {}  
for i,x in enumerate(df):  
    df_resampled[x] = df[x].resample('1S').asfreq()  
    df_resampled[x].interpolate(method='linear', inplace=True)  
    print('House {} data has shape: '.format(x), df_resampled[x].shape)  
    display(df_resampled[x].head(100))  
  
df = df_resampled  
# print(df)
```

Εικόνα 2. Αλγόριθμος Linear Interpolation

Το παραπάνω τμήμα κώδικα αξιοποιεί τη `pandas.interpolate()` με ορισμό `method='linear'`, που υλοποιεί την αύξηση της συχνότητας μέσω γραμμικής παρεμβολής.

Η επιλογή της μεθόδου αυτής κρίθηκε κατάλληλη, καθώς τα σήματα συνολικής κατανάλωσης (mains) δεν παρουσίαζαν απότομες μεταβολές, γεγονός που καθιστά την γραμμική ανακατασκευή ασφαλή χωρίς εισαγωγή τεχνητής πληροφορίας. Τα νέα σημεία τοποθετούνται ομαλά μεταξύ των υπαρχόντων, διατηρώντας τη συνοχή του αρχικού σήματος και καθιστώντας τα δεδομένα κατάλληλα για την επόμενη φάση πρόβλεψης με εποπτευόμενα μοντέλα.

Μετατροπή 3s → 30s με μέσο όρο (Πείραμα 2)

Στο δεύτερο πείραμα, πραγματοποιήθηκε μείωση της χρονικής ανάλυσης των δεδομένων από 3s σε 30s. Για τη διαδικασία αυτή εφαρμόστηκε ο μέσος όρος σε κάθε χρονικό παράθυρο διάρκειας 30 δευτερολέπτων, με σκοπό την εξομάλυνση των διακυμάνσεων και την ευθυγράμμιση με σήματα καταγεγραμμένα αρχικά σε 30s.

Απόσπασμα κώδικα:

```
In [25]: frequency = '30S' # or any other desired frequency

def change_freq(df):
    # Resample the data and compute the average for each new time interval
    df_resampled = df.resample(frequency).mean()
    return df_resampled
```

Εικόνα 3. Αλγόριθμος Mean Aggregate

Το παραπάνω κομμάτι κώδικα χρησιμοποιεί την `resample()` της `pandas` σε συνδυασμό με `mean()`, εφαρμόζοντας μέσο όρο σε κάθε μπλοκ 30s.

Η χρήση του μέσου όρου εξασφαλίζει ομαλότερα σήματα, απαλλαγμένα από μικρές αυξομειώσεις που ενδέχεται να μην έχουν σημασία στη χρονική κλίμακα των 30s.

Μετατροπή 3s → 30s με Nearest Neighbor (Πείραμα 2 – συγκριτικά)

Για λόγους σύγκρισης, εφαρμόστηκε επίσης η μέθοδος του πλησιέστερου γείτονα (`nearest neighbor`) στο ίδιο πείραμα, όπου κάθε σημείο της νέας χρονοσειράς των 30 δευτερολέπτων πήρε την τιμή του κοντινότερου παλαιού δείγματος.

Απόσπασμα κώδικα:

```
In [20]: frequency = '30S'
          ##Function to make data set as close to 1/30 freq as possible
def change_freq(df):
    new_index = pd.date_range(start=df.index[0], end=df.index[-1], freq=frequency)
    return df.reindex(new_index, method = 'nearest')
```

Εικόνα 4. Αλγόριθμος Nearest Neighbor

Εδώ, η επιλογή `nearest()` στην `resample()` καθορίζει πως δεν γίνεται καμία παρεμβολή ή υπολογισμός μέσου όρου, απλώς αντιγράφεται η πιο κοντινή προηγούμενη τιμή.

Παρά τις διαφορετικές τεχνικές, τα αποτελέσματα από τις δύο μεθόδους (`mean` και `nearest`) ήταν κατά 99% όμοια, τόσο από άποψη στατιστικής απόδοσης (π.χ. `RMSE`, `MAE`) όσο και ως προς την ποιοτική μορφή των γραφημάτων κατανάλωσης. Η ομοιότητα αυτή αποδίδεται στην απουσία απότομων μεταβολών στο σήμα των `mains`

και στην εν γένει ομαλή συμπεριφορά των συνολικών φορτίων των Σπίτιών. Επομένως, κρίθηκε σκόπιμο να παρουσιαστούν αναλυτικά μόνο τα αποτελέσματα που προήλθαν από τη μέθοδο του μέσου όρου, χωρίς απώλεια πληροφορίας.

4.5 Παρουσίαση προσέγγισης του Πειράματος 1

Στο πρώτο πείραμα, ο βασικός στόχος ήταν η εκπαίδευση ενός εποπτευόμενου μοντέλου παλινδρόμησης πάνω σε δεδομένα της βάσης REDD, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της κατανάλωσης επιμέρους συσκευών από συνολική οικιακή κατανάλωση. Η βάση δεδομένων REDD, όπως χρησιμοποιήθηκε στη συγκεκριμένη εργασία, θεωρήθηκε πως παρέχει μετρήσεις με χρονική ανάλυση περίπου 3 δευτερολέπτων, λόγω της πυκνότητας με την οποία εμφανίζονται τα δεδομένα στα αρχεία mains. Αυτό αποτέλεσε και το αρχικό σύνολο δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου.

Ωστόσο, για τις ανάγκες της πρόβλεψης, το εκπαιδευμένο μοντέλο έπρεπε να εφαρμοστεί πάνω σε ένα νέο σύνολο δεδομένων συνολικής κατανάλωσης, το οποίο προήλθε από μία πραγματική κατοικία στην Ελλάδα. Η εγγραφή των δεδομένων αυτών πραγματοποιήθηκε με συχνότητα 1 δευτερολέπτου (1 Hz), για διάρκεια μιας εβδομάδας. Προκειμένου να εξασφαλιστεί συμβατότητα ανάμεσα στα δύο χρονικά σύνολα (εκπαίδευσης και πρόβλεψης), κρίθηκε απαραίτητο να τροποποιηθεί η συχνότητα του συνόλου εκπαίδευσης (REDD) από 3 δευτερόλεπτα σε 1 δευτερόλεπτο, ώστε να ευθυγραμμιστεί χρονικά με το νέο αρχείο κατανάλωσης.

Για τον σκοπό αυτό, εφαρμόστηκε η μέθοδος της γραμμικής παρεμβολής (linear interpolation), με στόχο την τεχνητή παραγωγή ενδιάμεσων τιμών στα δεδομένα της βάσης REDD, ώστε να αποκτήσουν ίδια χρονική πυκνότητα με τα δεδομένα στόχου. Η επιλογή αυτής της τεχνικής βασίστηκε στην ισορροπία ανάμεσα στην ακρίβεια και την υπολογιστική απλότητα: η γραμμική παρεμβολή παρέχει επαρκή συνέπεια στη χρονική μετάβαση των σημείων, διατηρώντας παράλληλα χαμηλό υπολογιστικό κόστος.

Για την εκπαίδευση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από όλα τα σπίτια της βάσης REDD, καθώς κάθε ένα από αυτά συμβάλλει με διαφορετικά μοτίβα κατανάλωσης, τύπους συσκευών και χρονικές συμπεριφορές, γεγονός που ενισχύει τη γενίκευση του αλγορίθμου. Παρόλο που δεν είναι όλες οι συσκευές διαθέσιμες σε

κάθε σπίτι, η συλλογική αξιοποίηση του πλήρους dataset προσφέρει πλουσιότερη πληροφόρηση και βελτιώνει τη δυνατότητα του μοντέλου να μάθει ποικίλα πρότυπα.

Οι συσκευές που μελετήθηκαν εστιάζουν κυρίως σε εκείνες που εμφανίζονται συχνότερα και παρουσιάζουν χαρακτηριστικά πρότυπα: ψυγείο, πλυντήριο-στεγνωτήριο, πλυντήριο πιάτων, φούρνος μικροκυμάτων και φωτισμός, ενώ σε κάποιες περιπτώσεις αξιοποιήθηκαν και επιπλέον φορτία (όπως air conditioning ή ηλεκτρικές εστίες), εφόσον υπήρχαν καταγραφές.

4.6 Παρουσίαση προσέγγισης του Πειράματος 2

Στο δεύτερο πείραμα, ο στόχος ήταν να διερευνηθεί η απόδοση του ίδιου μοντέλου πρόβλεψης όταν τα δεδομένα εισόδου έχουν ακόμη πιο αραιή χρονική ανάλυση. Πιο συγκεκριμένα, εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος παλινδρόμησης τύπου Decision Tree Regressor, ο οποίος είχε εκπαιδευτεί σε δεδομένα από το σύνολο REDD με συχνότητα 3 δευτερολέπτων, και στη συνέχεια δοκιμάστηκε πάνω σε ένα νέο σύνολο δεδομένων συνολικής κατανάλωσης οικιακής ενέργειας με συχνότητα 30 δευτερολέπτων.

Για να μπορέσουν τα δεδομένα της βάσης REDD να ευθυγραμμιστούν χρονικά με τα δεδομένα του σήματος-στόχου, κρίθηκε απαραίτητο να εφαρμοστεί downsampling. Πιο συγκεκριμένα, δοκιμάστηκαν δύο διαφορετικές τεχνικές, όπως αναλύθηκε και σε προηγούμενη ενότητα:

Μέσος όρος (mean aggregation): Ο μέσος όρος των τιμών κάθε παραθύρου 30s αντιστοιχίστηκε σε ένα νέο σημείο. Η τεχνική αυτή εξομαλύνει το σήμα και μειώνει τις επιπτώσεις θορύβου, αλλά ενδέχεται να αποκρύψει σύντομα ενεργειακά γεγονότα.

Πλησιέστερος γείτονας (nearest-neighbor): Η τιμή κάθε 30s βήματος λαμβάνεται από την πιο κοντινή χρονικά αρχική μέτρηση. Αυτή η μέθοδος είναι απλή και διατηρεί πραγματικά σημεία, αλλά ενδέχεται να μην αναπαριστά σωστά τη δυναμική του σήματος.

Αφού δημιουργήθηκαν τα αντίστοιχα σύνολα δεδομένων για κάθε μέθοδο, πραγματοποιήθηκε η πρόβλεψη της κατανάλωσης επιμέρους συσκευών μέσω του ήδη εκπαιδευμένου μοντέλου, και τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν ποσοτικά και ποιοτικά.

Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα, ανεξάρτητα από τη μέθοδο resampling που χρησιμοποιήθηκε, τα τελικά αποτελέσματα ήταν σχεδόν

πανομοιότυπα. Οι αποκλίσεις μεταξύ των δύο τεχνικών ήταν μικρότερες από 1%, τόσο σε επίπεδο συνολικών προβλέψεων όσο και σε επιμέρους χρονικές περιόδους, γι αυτό και εν τέλει παρουσιάστηκαν αποτελέσματα από τη μία μέθοδο μόνο.

Πίνακας 4. Στοιχεία της μεθοδολογικής προσέγγισης των δύο πειραμάτων

	Πείραμα 1 (3s → 1s)	Πείραμα 2 (3s → 30s)
Σκοπός αλλαγής συχνότητας	Εναρμόνιση με δεδομένα στόχου υψηλής ανάλυσης (1s)	Εναρμόνιση με δεδομένα στόχου χαμηλής ανάλυσης (30s)
Τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν	Γραμμική παρεμβολή (Linear interpolation)	Μέσος όρος (mean aggregation) & Πλησιέστερος γείτονας (nearest)
Προκλήσεις	Εισαγωγή τεχνητών σημείων – πιθανότητα παραμόρφωσης	Πιθανή απώλεια στιγμιαίων αιχμών και ενεργοποιήσεων

Κεφάλαιο 5. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

5.1 Περίγραμμα πειραμάτων

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν με αναλυτικό τρόπο τα αποτελέσματα των δύο πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν ούτως ώστε να αξιολογηθεί η απόδοση των προγνωστικών αυτών μοντέλων σε πραγματικά δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας. Τα πειράματα όπως επεξηγήθηκαν και αναλυτικά στο προηγούμενο κεφάλαιο αφορούν α) την μετατροπή συχνότητας δειγματοληψίας από 3s σε 1s και β) τη μετατροπή τη συχνότητας από 3s σε 30s για να γίνει η εφαρμογή του αλγορίθμου σε αντίστοιχα dataset με συχνότητα 1s και 30s αντίστοιχα.

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων γίνεται τόσο με ποσοτικά όσο και σε ποιοτικά κριτήρια. Η ποσοτική ανάλυση εστιάζει στη συνολική κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή και ανά σπίτι, με τιμές εκφρασμένες σε kWh και συγκριτικά διαγράμματα (π.χ. box plots). Στόχος είναι να εξεταστεί κατά πόσο οι συνολικές καταναλώσεις των μοντέλων προσεγγίζουν ρεαλιστικές τιμές για κάθε τύπο συσκευής.

Παράλληλα, η ποιοτική ανάλυση αφορά τη χρονική συμπεριφορά των προβλέψεων μέσω διαγραμμάτων ισχύος (power over time) για κάθε συσκευή ξεχωριστά. Μέσα από αυτή την ανάλυση γίνεται προσπάθεια να εξετάσουμε την ακρίβεια και την σταθερότητα των μοντέλων, με παράλληλη σύγκριση με τη μέση ελληνική πραγματικότητα όπου αυτό είναι εφικτό, βάσει διαθέσιμων εθνικών μελετών και στατιστικών στοιχείων.

Η ανάλυση οργανώνεται ως εξής: αρχικά παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα του Πειράματος 1, ακολουθούμενα από εκείνα του Πειράματος 2. Στην ανάλυση αυτή γίνεται πρώτα εστίαση στις κοινές συσκευές που βρίσκονται σε όλα(ή τα περισσότερα σπίτια), ωστόσο γίνεται και ιδιαίτερη αναφορά σε μη κοινές συσκευές όπως το air condition, που όμως έχουν σημαντικό ρόλο στην κατανάλωση ενός νοικοκυριού, πόσο μάλλον σε ένα κλασσικό ελληνικό σπίτι με το οποίο θέλουμε να συγκρίνουμε τα σπίτια-μοντέλα των πειραμάτων.

5.2 Πειραματική Αξιολόγηση – Πείραμα 1 (Μετατροπή από 3s σε 1s)

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του Πειράματος 1, κατά το οποίο τα δεδομένα του συνόλου REDD μετατράπηκαν από συχνότητα ~3

δευτερολέπτων σε 1 δευτερόλεπτο, για να έχουμε αντιστοίχιση με το σύνολο των συνολικών καταναλώσεων ενέργειας στο οποίο εφαρμόσαμε τον αλγόριθμο.

Η ποσοτική ανάλυση βασίζεται στη συνολική κατανάλωση των συσκευών ανά νοικοκυριό, όπως προκύπτει από τη συσσωρευτική ενέργεια των προβλεπόμενων ισχύων σε Watt-seconds (Ws), οι οποίες μετατράπηκαν σε kilowatt-hours (kWh) με διαίρεση διά του 3.600.000, λαμβάνοντας υπόψη χρονικό βήμα 1 δευτερολέπτου. Εξετάζοντας τις καταναλώσεις από τις συσκευές αυτές παρατηρούμε ότι κάποιες είχαν νούμερα που υποδήλωναν μια ρεαλιστική κατανάλωση και κάποιες που είχαν ακραίες τιμές.

Ενδεικτικά, ένας φούρνος μικροκυμάτων (microwave_6) εμφανίζεται με συνολική κατανάλωση πάνω από 84 kWh, γεγονός που ξεπερνά κατά πολύ τις τιμές αναφοράς για τη μέση ελληνική χρήση. Αντίστοιχα, συσκευές όπως μία εστία μαγειρέματος (stove_8) είχε περίπου 44 kWh, το πλυντήριο πιάτων (dishwasher_15) περίπου 43 kWh, ενώ επίσης κάποιες συσκευές φωτισμού και θέρμανσης, παρουσιάζουν επίσης υψηλές προβλεπόμενες τιμές, μεμονωμένα ή αθροιστικά.

Η παρατήρηση αυτών των αποτελεσμάτων ανέδειξε περιπτώσεις όπου είτε η πρόβλεψη ήταν υπερβολικά χαμηλή (όπως κάποιες μηδενικές ή σχεδόν μηδενικές καταναλώσεις σε υπαρκτές συσκευές), είτε υπερβολικά διογκωμένη, κάτι που θα διερευνηθεί περαιτέρω μέσω των box plots και των διαγραμμάτων ισχύος, όπου θα δούμε ακραίες τιμές για κάποιες τιμές. Στο σύνολο της ανάλυσης, η σύγκριση με την ελληνική πραγματικότητα γίνεται με βάση εβδομαδιαίες μέσες καταναλώσεις που συλλέχθηκαν από ελληνικές πηγές, προσαρμοσμένες ώστε να εκφράζονται επίσης σε kWh/εβδομάδα. Έτσι, γίνεται δυνατή μια διπλή αξιολόγηση: αφενός αριθμητική, αφετέρου ερμηνευτική, σε σχέση με το αν τα αποτελέσματα ευθυγραμμίζονται με την καθημερινότητα ενός ελληνικού νοικοκυριού.

Στα επόμενα υποκεφάλαια, θα παρουσιαστούν οι επιδόσεις των κοινών συσκευών πρώτα, ακολουθούμενες από εκείνες των μη κοινών αλλά ενεργειακά σημαντικών, με αναλυτικές αναφορές για κάθε περίπτωση.

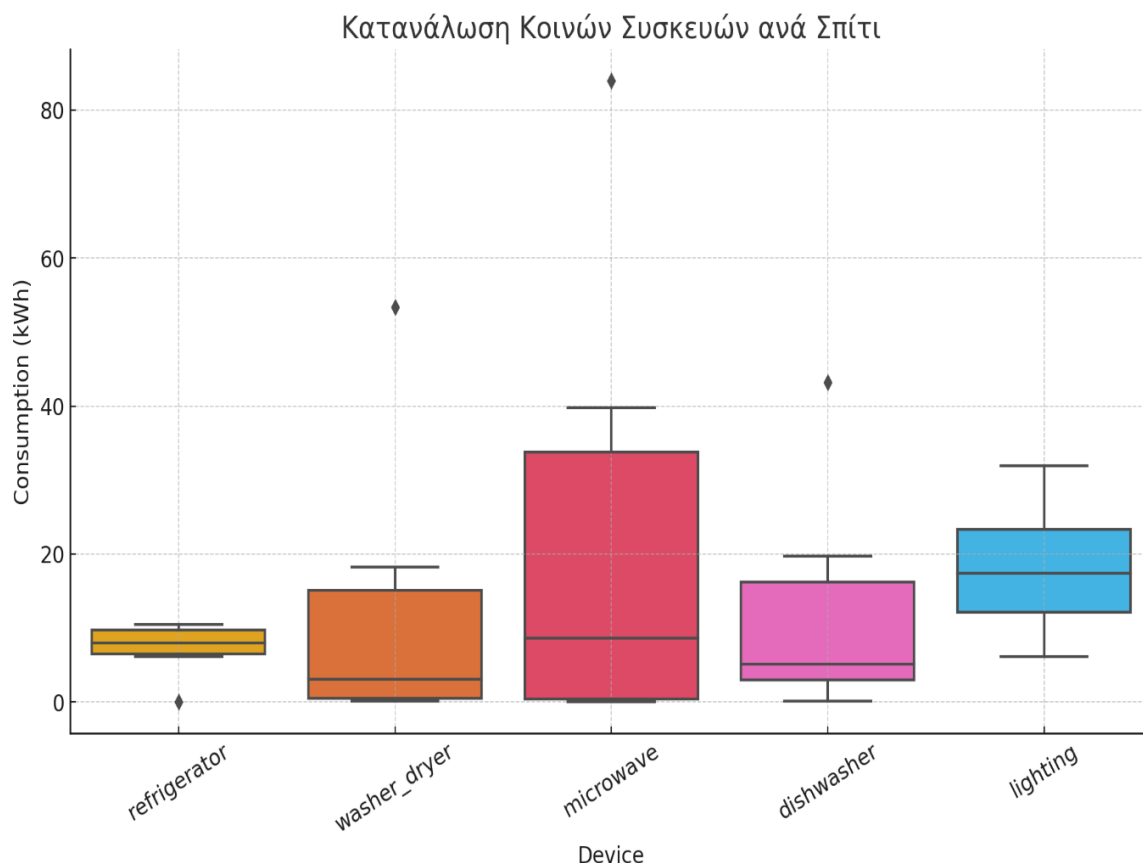
5.2.1 Ανάλυση Κοινών Οικιακών Συσκευών (Πείραμα 1)

Η υποενότητα αυτή επικεντρώνεται στην παρουσίαση και αξιολόγηση των κοινών οικιακών συσκευών που εντοπίζονται σε τουλάχιστον τρία ή περισσότερα σπίτια του Πειράματος 1. Οι συσκευές αυτές όπως το ψυγείο, το πλυντήριο-στεγνωτήριο, ο

φούρνος μικροκυμάτων , το πλυντήριο πιάτων και οι φωτιστικές εγκαταστάσεις αποτελούν κύριες πηγές κατανάλωσης ενέργειας στα σύγχρονα νοικοκυριά και συνεπώς είναι ιδιαίτερα κρίσιμο να αξιολογηθεί η ποιότητα των προβλέψεων των μοντέλων επάνω τους.

Στην ανάλυση που ακολουθεί, παρατίθεται ένα συνολικό διάγραμμα box plot για τις κοινές συσκευές, το οποίο συγκεντρώνει την εβδομαδιαία κατανάλωσή τους σε όλα τα σπίτια όπου εμφανίζονται. Μέσα από αυτό επιδιώκεται να αποτυπωθούν οι διακυμάνσεις στις προβλέψεις κατανάλωσης μεταξύ διαφορετικών Σπίτιών και να εντοπιστούν πιθανές αποκλίσεις από τη ρεαλιστική ή αναμενόμενη ενεργειακή συμπεριφορά. Στη συνέχεια, για κάθε συσκευή ακολουθεί ξεχωριστή ποσοτική και ποιοτική ανάλυση με σύγκριση και προς την ελληνική ενεργειακή πραγματικότητα.

Αντιθέτως, οι μη κοινές συσκευές όπως ορίστηκαν στην τρέχουσα εργασία είναι εκείνες που εντοπίζονται σε ένα ή δύο σπίτια, κάτι που περιορίζει την αξιοπιστία γενικευμένων συμπερασμάτων. Παρά το γεγονός ότι κάποιες από τις μη κοινές συσκευές – όπως το air condition ή ο φούρνος – παρουσιάζουν υψηλή ενεργειακή κατανάλωση, η περιορισμένη τους εκπροσώπηση δεν επιτρέπει την παρουσίαση box plot ή άλλων συγκριτικών εργαλείων. Αυτό συνιστά και μια από τις αδυναμίες της βάσης REDD, καθώς δεν αντικατοπτρίζεται πλήρως η ενεργειακή σύνθεση ενός τυπικού νοικοκυριού.



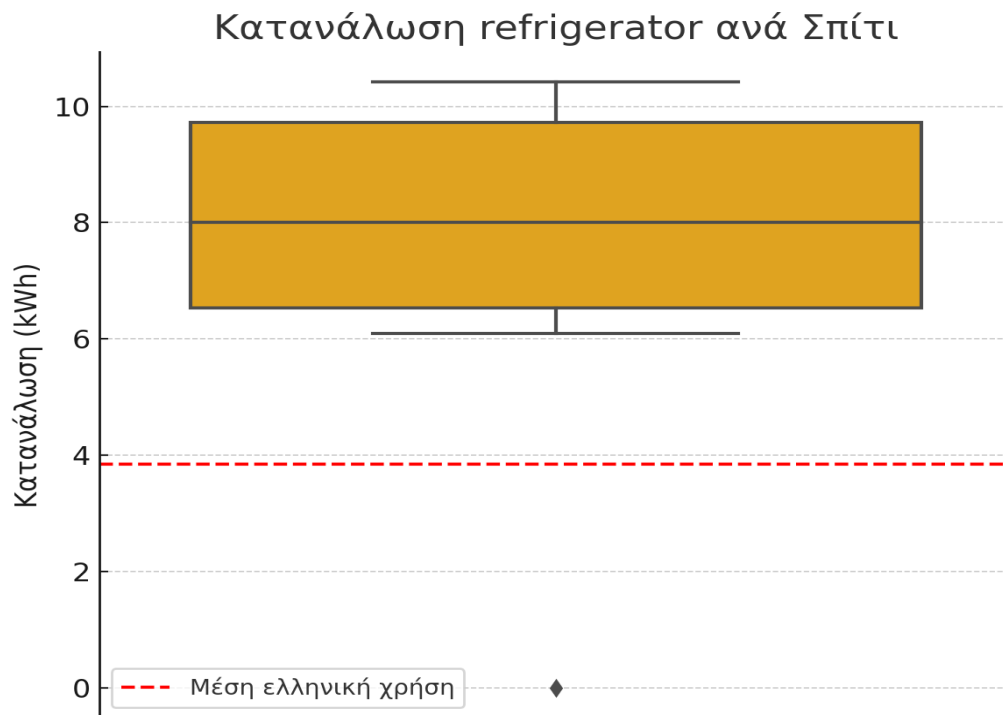
Εικόνα 5. Box Plot κοινών συσκευών στο Πείραμα 1

5.2.1.1 Ανάλυση Κατανάλωσης Ψυγείου

Η συσκευή του ψυγείου αποτελεί μία από τις πιο κοινές συσκευές κατανάλωσης ενέργειας σε ένα οικιακό περιβάλλον, και μάλιστα με διαρκή λειτουργία. Η ποσοτική ανάλυση των προβλέψεων κατανάλωσης για το πείραμα 1 δείχνει σημαντική συνέπεια σε αρκετά σπίτια. Συγκεκριμένα, στο σπίτι 1 καταγράφηκε κατανάλωση 7.85 kWh, στο σπίτι 2 10.42 kWh, στο σπίτι 3 8.17 kWh, και στο σπίτι 6 10.24 kWh για το σύνολο της εβδομαδιαίας κατανάλωσης. Το σπίτι 5 εμφανίζει μια πιο μέτρια πρόβλεψη με κατανάλωση 6.09 kWh, ελαφρώς χαμηλότερη αλλά ρεαλιστική.

Περνώντας σε ποιοτικό επίπεδο, η σύγκριση με την ελληνική πραγματικότητα είναι κρίσιμη για την αξιολόγηση της ρεαλιστικότητας των προβλέψεων. Στην Ελλάδα, ένα σύγχρονο ψυγείο εκτιμάται ότι καταναλώνει περίπου 3.85 kWh την εβδομάδα, τιμή που βασίζεται σε ενεργειακά αποδοτικές συσκευές τελευταίας γενιάς, συχνά κατηγορίας A++ ή καλύτερης. Συγκρίνοντας με τις προβλεπόμενες τιμές του πειράματος, παρατηρείται υπερεκτίμηση της κατανάλωσης στα περισσότερα σπίτια. Ειδικά τα σπίτια 2 και 6 εμφανίζουν κατανάλωση πάνω από 10 kWh, δηλαδή σχεδόν τριπλάσια από τη μέση ελληνική. Παρά τη διαφορά αυτή, η συμπεριφορά των

μοντέλων σε σπίτια όπως το 1 και το 3 παραμένει σε πιο ανεκτά και ρεαλιστικά επίπεδα, ιδίως αν συνυπολογίσουμε παλαιότερης τεχνολογίας ψυγεία ή αυξημένη χρήση.



Εικόνα 6. Box Plot Ψυγείου Πείραμα 1

Η συνολική εικόνα αποκαλύπτει ότι, ενώ οι ποσοτικές προβλέψεις βρίσκονται εντός αναμενόμενων ορίων για ορισμένα σπίτια, η τάση του μοντέλου να υπερεκτιμά την κατανάλωση (πιθανώς λόγω χρονικών επικαλύψεων με άλλες συσκευές ή λανθασμένων ταυτοποιήσεων) δεν επιτρέπει την απόλυτη αξιοπιστία. Παρόλα αυτά, το ψυγείο παραμένει μια από τις συσκευές με την πιο σταθερή και ρεαλιστική πρόβλεψη στο σύνολο των Σπίτιών, προσφέροντας ένα καλό σημείο αναφοράς για αξιολόγηση του μοντέλου.

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι αποκλίσεις από την ελληνική πραγματικότητα εξηγούνται εν μέρει από το γεγονός ότι τα δεδομένα του REDD dataset προέρχονται από αμερικανικά σπίτια που καταγράφηκαν σε παλαιότερη χρονική περίοδο, με πιθανώς διαφορετικά πρότυπα κατανάλωσης και τεχνολογίες συσκευών. Έτσι, αν και οι προβλέψεις κινούνται εντός ρεαλιστικών ορίων, η διαφοροποίηση από τις ελληνικές τιμές είναι αναμενόμενη και αποδεκτή αν σκεφτεί κανείς ότι πρόκειται για διαφορετική περίοδο και τεχνολογία κατασκευής κυρίως. Σύμφωνα με δεδομένα από το U.S. Department of Energy (DOE) ένα μέσο ψυγείο του 2010–2011 κατανάλωνε

περίπου 400–600 kWh/έτος (ανάλογα με τον τύπο και την παλαιότητα) άρα περίπου 7.7–11.5 kWh/εβδομάδα. Μοντέλα παλαιότερης τεχνολογίας (π.χ. >10 ετών) μπορούσαν να φτάσουν και τα 800–1000 kWh/έτος, δηλαδή πάνω από 15–19 kWh/εβδομάδα, γεγονός το οποίο συνάδει με τις προβλέψεις των Σπίτιών-μοντέλων που παρήχθησαν.

ποιοτική ανάλυση των διαγραμμάτων κατανάλωσης ισχύος για τη συσκευή του ψυγείου στα σπίτια του Πειράματος 1 αναδεικνύει κοινά λειτουργικά μοτίβα, αλλά και κάποιες αξιοσημείωτες αποκλίσεις που συνδέονται πιθανόν με τεχνικά ή λειτουργικά χαρακτηριστικά κάθε Σπίτιού.

Στο σπίτι 1, παρατηρούμε περιοδική συμπεριφορά λειτουργίας του ψυγείου, με συχνές ενεργοποιήσεις του συμπιεστή, οι οποίες διαρκούν μερικά λεπτά και παρουσιάζουν τιμές αιχμής γύρω στα 130-140 Watt. Μεταξύ των κύκλων ψύξης παρεμβάλλονται σαφείς περίοδοι μηδενικής κατανάλωσης, κάτι που υποδεικνύει σωστή λειτουργία του θερμοστάτη. Ο ρυθμός κύκλων είναι ενδεικτικός συσκευής σε κανονική χρήση, με εύλογο φορτίο.

Στο σπίτι 2, η εικόνα είναι αρκετά παρόμοια, αλλά παρατηρούνται μεγαλύτερες και συχνότερες αιχμές ισχύος, φτάνοντας ακόμα και τα 150 Watt, ενώ υπάρχουν στιγμές όπου η διάρκεια λειτουργίας του συμπιεστή παρατείνεται σε σχέση με το σπίτι 1. Η κατανάλωση μοιάζει πιο έντονη, κάτι που φαίνεται με τη συνολικά αυξημένη εβδομαδιαία κατανάλωση ψυγείου (10.42 kWh). Αυτό πιθανόν δείχνει αυξημένη χρήση ή φορτίο, π.χ. συχνότερο άνοιγμα της πόρτας ή μεγαλύτερη ηλικία της συσκευής.

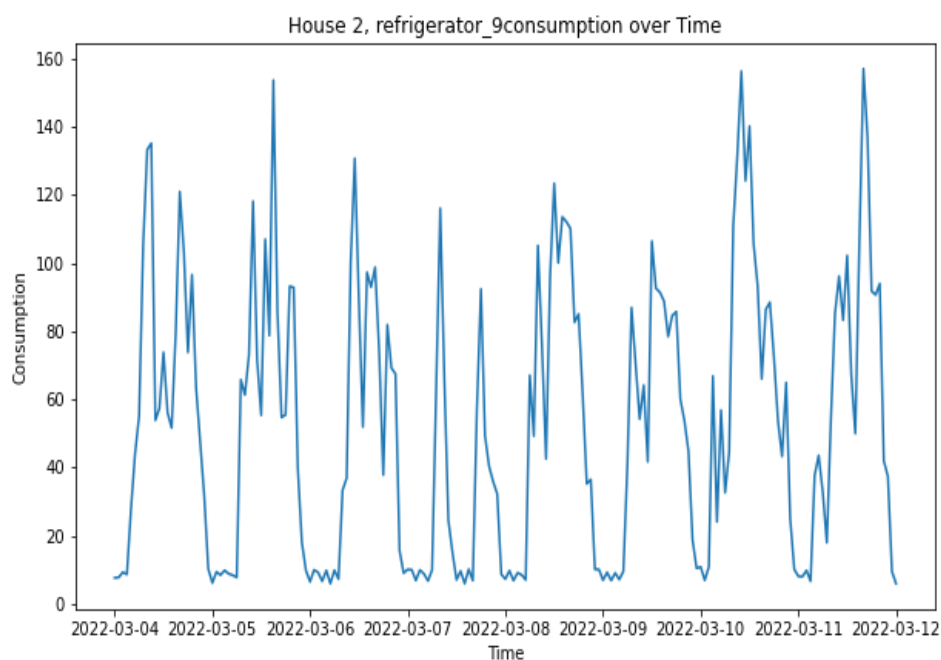
Και στο σπίτι 3, διακρίνεται σταθερός κύκλος λειτουργίας, με διαδοχικές ενεργοποιήσεις μικρότερης διάρκειας. Οι αιχμές φτάνουν κοντά στα 110 Watt, με σχετικά ομοιόμορφη κατανομή στον χρόνο. Η συμπεριφορά αυτή σχετίζεται και με το γεγονός ότι στο σπίτι αυτό η συνολική κατανάλωση είναι ενδιάμεση (8.17 kWh), χωρίς ακραίες τιμές.

Στο σπίτι 5, οι κύκλοι ψύξης εμφανίζονται πιο αραιοί, με μεγαλύτερα διαστήματα ηρεμίας και σχετικά χαμηλότερες αιχμές ισχύος, που φτάνουν λίγο πάνω από τα 120 Watt. Η καταγραφή δείχνει λιγότερες φάσεις ενεργοποίησης σε σύγκριση με τα υπόλοιπα σπίτια, κάτι που αντανάκλαται και στη χαμηλότερη συνολική κατανάλωση

της συσκευής (6.09 kWh). Αυτό ενδέχεται να σημαίνει μειωμένη χρήση ή καλύτερη ενεργειακή απόδοση της συσκευής.

Τέλος, στο σπίτι 6, το γράφημα εμφανίζει τις πιο συχνές και έντονες διακυμάνσεις ισχύος, με αιχμές που φτάνουν έως και τα 170 Watt. Η λειτουργία του ψυγείου φαίνεται συνεχής, με μικρά διαλείμματα μεταξύ των κύκλων, υποδεικνύοντας είτε αυξημένο φορτίο είτε περιορισμένη αποδοτικότητα. Αυτή η εντατική λειτουργία εξηγεί και τη σχετικά υψηλή καταναλωτική τιμή των 10.24 kWh.

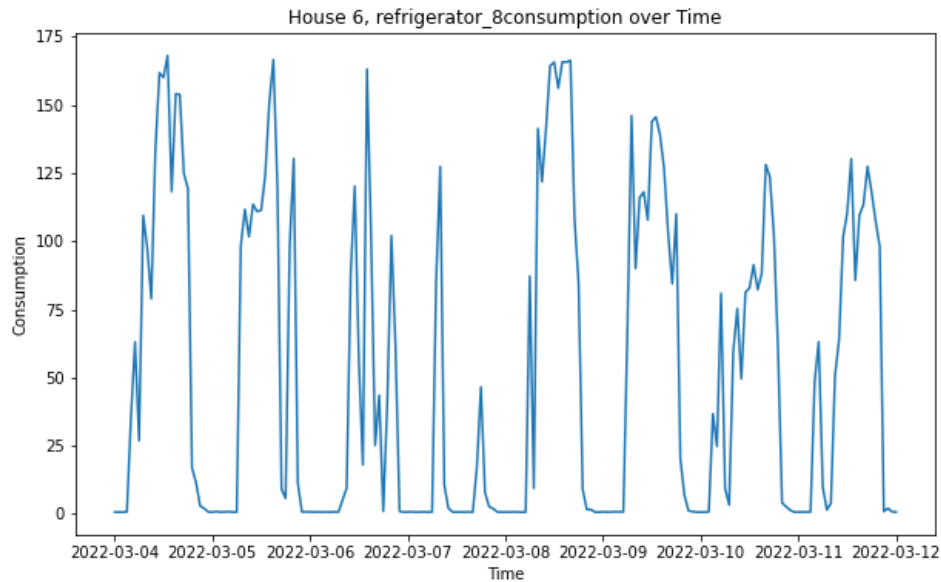
Συνοψίζοντας, τα διαγράμματα αναδεικνύουν τη χαρακτηριστική κυκλική λειτουργία των ψυγείων, με περιοδικούς κύκλους ψύξης, αλλά και διακυμάνσεις στη συχνότητα, διάρκεια και ένταση αυτών των κύκλων, που αντανακλούν τις διαφορές στη χρήση, την ενεργειακή απόδοση και την παλαιότητα των συσκευών ανά σπίτι. Οι παρατηρούμενες διαφοροποιήσεις, τόσο οπτικά όσο και ενεργειακά, δικαιολογούν την απόκλιση από τις μέσες τιμές της ελληνικής πραγματικότητας, όπως έχει ήδη επισημανθεί.



Εικόνα 7. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 2-Πείραμα 1

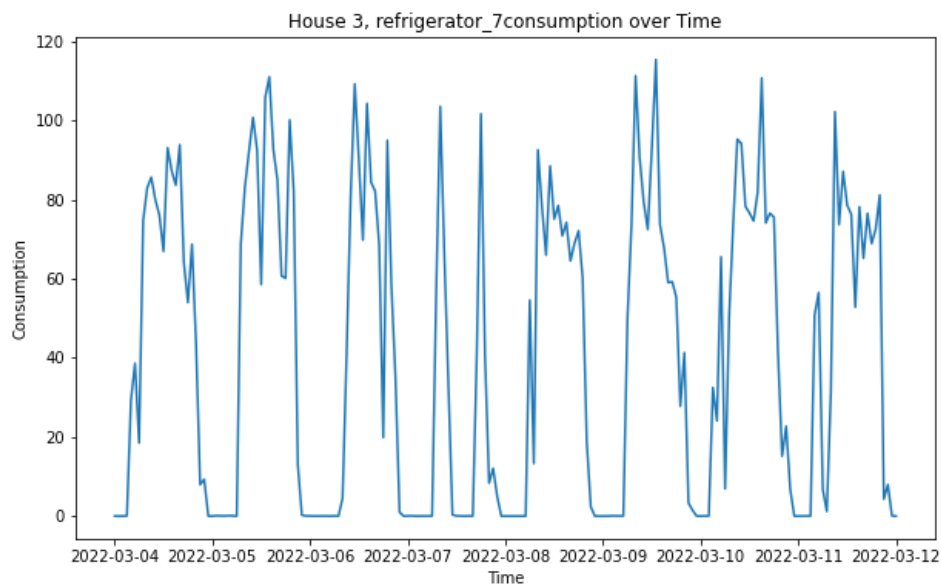
Παρατηρούμε ότι έχει την υψηλότερη συνολική κατανάλωση (10.42 kWh) και εμφανίζει έντονους και παρατεταμένους κύκλους λειτουργίας με αιχμές. Είναι

ενδεικτικό αυξημένης χρήσης ή λιγότερο αποδοτικής συσκευής. Φαίνεται ένα ψυγείο που λειτουργεί στο "όριο".



Εικόνα 8. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 6-Πείραμα 1

Εδώ διαφαίνονται έντονα και συνεχόμενα μοτίβα κατανάλωσης, με μέγιστες τιμές έως και 170 W, ένδειξη πιθανόν παλιάς ή υπερφορτωμένης συσκευής. Φαίνεται ενεργοβόρα και πιθανώς δυσλειτουργική χρήση.



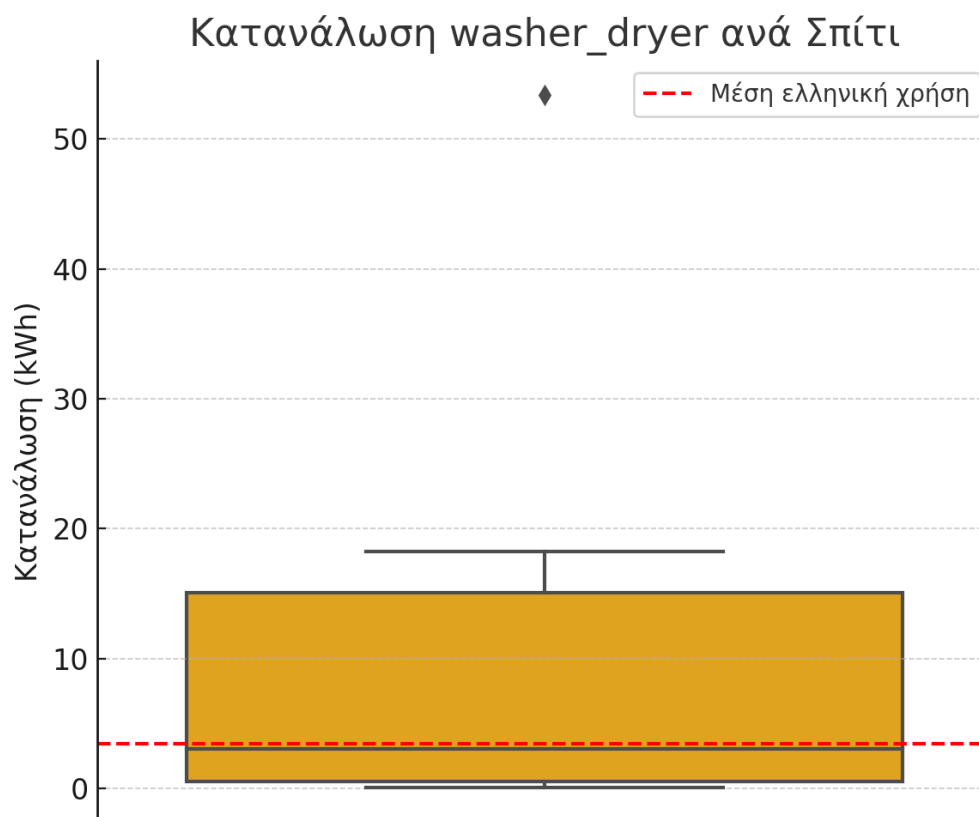
Εικόνα 9. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1

5.2.1.2 Ανάλυση Κατανάλωσης Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου

Η συνδυαστική συσκευή (καθώς σε πολλές περιπτώσεις πρόκειται για 2 ξεχωριστές συσκευές) πλυντήριο-στεγνωτήριο παρουσιάζει σημαντικές αποκλίσεις στην καταγεγραμμένη προβλεπόμενη κατανάλωση μεταξύ των Σπίτιών-μοντέλων του Πειράματος 1. Συγκεκριμένα, οι συνολικές εβδομαδιαίες καταναλώσεις που καταγράφηκαν είναι: 18.24 kWh για το σπίτι 1, 0.51 kWh για το σπίτι 2, 53.39 kWh για το σπίτι 3, 5.50 kWh για το σπίτι 4, 0.08 kWh για το σπίτι 5 και 0.55 kWh για το σπίτι 6. Οι τιμές αυτές φανερώνουν μια εικόνα αρκετά ανομοιογενή, όπου σε ορισμένες περιπτώσεις η προβλεπόμενη κατανάλωση είναι εξαιρετικά υψηλή και σε άλλες εξαιρετικά χαμηλή, φτάνοντας τα όρια του μηδενισμού. Πρέπει να σημειωθεί ότι σε σπίτια που υπήρχαν πολλαπλές συσκευές πλυντήριο-στεγνωτήριο, λήφθηκε υπόψιν το άθροισμα της κατανάλωσης τους για πιο ρεαλιστικά αποτελέσματα της κατανάλωσης ενός νοικοκυριού.

Σύμφωνα με την ελληνική πραγματικότητα, ένας μέσος κύκλος πλύσης σε θερμοκρασία 40–60°C καταναλώνει περίπου 1.2–1.5 kWh, ενώ η χρήση στεγνωτηρίου μπορεί να προσθέσει έως και 2–3 kWh ανά χρήση. Ένα νοικοκυριό που χρησιμοποιεί τη συσκευή 2–3 φορές την εβδομάδα αναμένεται να καταναλώνει περίπου 3 έως 7 kWh εβδομαδιαίως, με ανώτερο όριο τα 10 kWh σε περιπτώσεις εντατικής χρήσης.

Με βάση αυτή την εκτίμηση, μόνο το σπίτι 4 (5.50 kWh) φαίνεται να πλησιάζει μια ρεαλιστική κατανάλωση, παρουσιάζοντας λογική συχνότητα χρήσης και λειτουργίας. Αντίθετα, οι τιμές του Σπίτιού 1 (18.24 kWh) και ιδιαίτερα του Σπίτιού 3 (53.39 kWh) υπερβαίνουν κατά πολύ το αναμενόμενο εύρος, γεγονός που πιθανώς οφείλεται είτε σε εσφαλμένη ταξινόμηση από το μοντέλο πρόβλεψης είτε σε υπερέκταση της διάρκειας και ισχύος των κύκλων λειτουργίας. Από την άλλη πλευρά, τα σπίτια 2, 5 και 6 παρουσιάζουν εξαιρετικά χαμηλές τιμές (<1 kWh), που δύσκολα συνάδουν με την ύπαρξη λειτουργικής συσκευής πλυντηρίου–στεγνωτηρίου, και πιθανώς αποτυπώνουν προβλήματα στην ανίχνευση κατανάλωσης ή πλήρη απουσία χρήσης.



Εικόνα 10. Box Plot Πλυντηρίου Στεγνωτηρίου Πείραμα 1

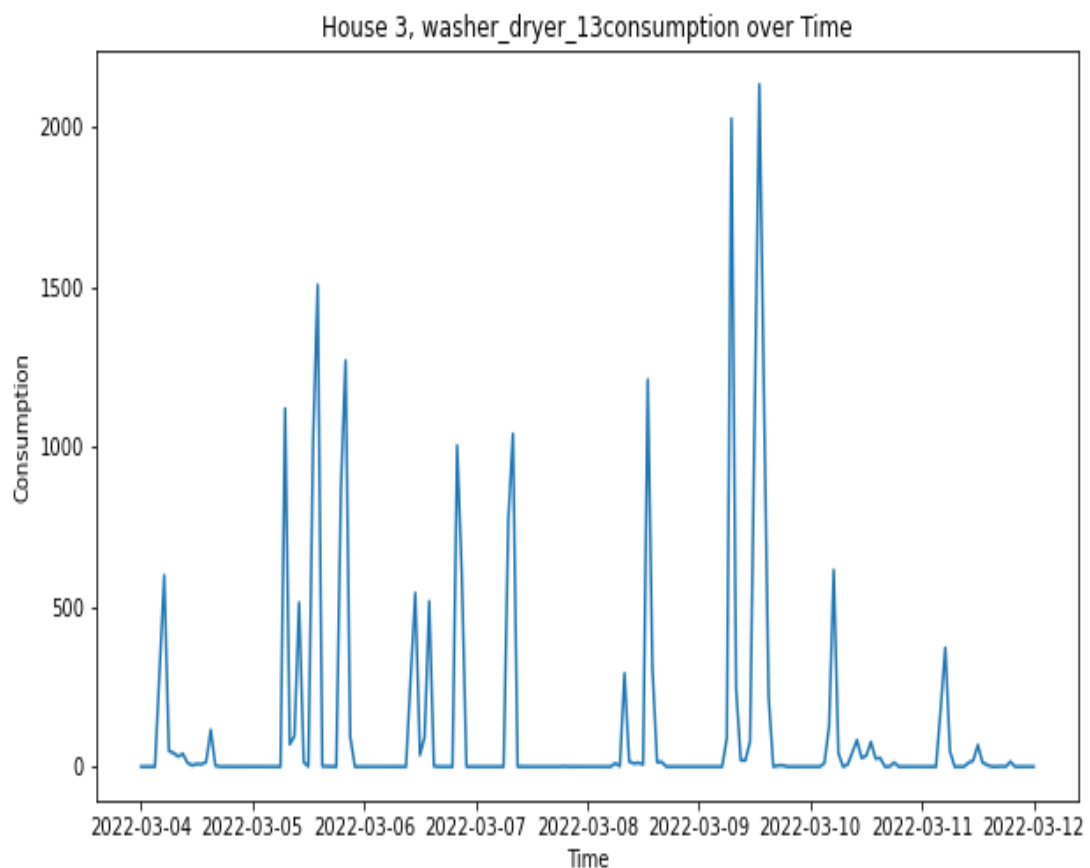
Η ποιοτική αξιολόγηση των διαγραμμάτων ισχύος για τη συσκευή πλυντήριο-στεγνωτήριο δείχνει ότι η πλειονότητα των καταγραφών δεν αποτυπώνει με ρεαλιστικό τρόπο τη λειτουργία ενός συνδυαστικού πλυντηρίου-στεγνωτηρίου. Η τυπική καμπύλη μιας τέτοιας συσκευής θα περιμέναμε να περιλαμβάνει ένα διακριτό ενεργειακό προφίλ με εναλλαγές μεταξύ πλύσης, στύψης και ενδεχομένως στεγνώματος. Οι φάσεις αυτές χαρακτηρίζονται από αρχικές κορυφώσεις ισχύος περίπου 500–800 W για την πλύση, χαμηλότερη ή μηδενική ισχύ κατά τις φάσεις εμποτισμού, και έντονες κορυφώσεις έως και 2000–2200 W κατά τη φάση του στεγνώματος.

Τα διαγράμματα των washer_dryer_13 και washer_dryer_14 του Σπίτιού 3, καθώς και του washer_dryer_20 του Σπίτιού 1, εμφανίζουν υπερβολικά υψηλές τιμές κατανάλωσης (άνω των 2000 W), που υποδεικνύουν είτε αστοχία στην εκχώρηση ισχύος είτε συνδυασμό σημάτων από πολλαπλές συσκευές. Τέτοια δεδομένα δεν αντανakλούν πραγματική κατανάλωση πλυντηρίου-στεγνωτηρίου και δεν είναι κατάλληλα για ερμηνεία.

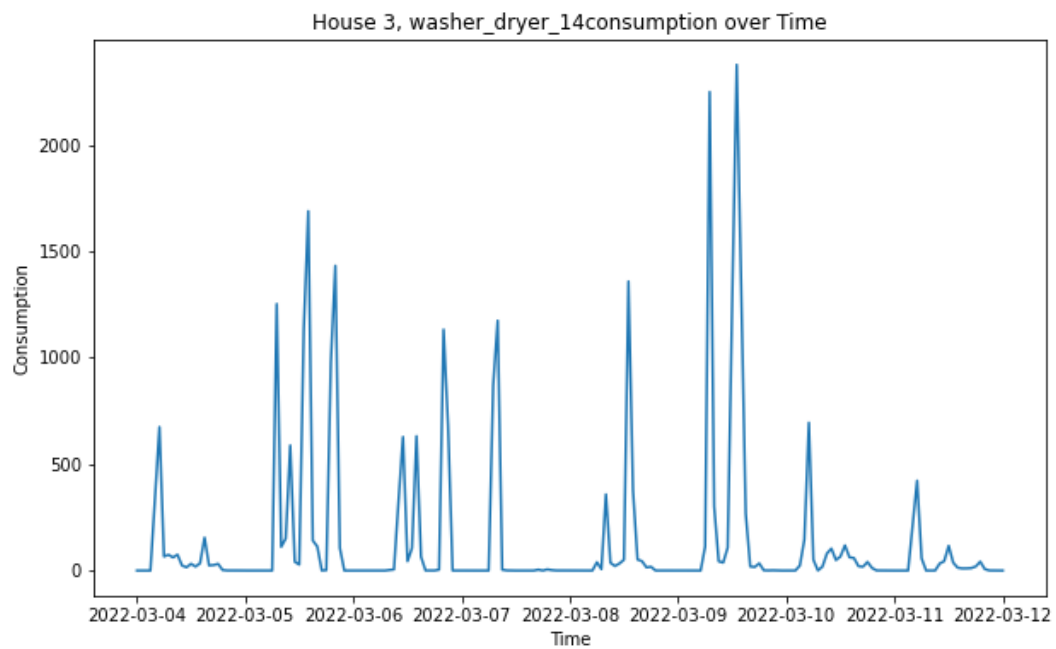
Ακόμη, διαγράμματα όπως τα washer_dryer_7 του Σπίτιού 2 και washer_dryer_4 του Σπίτιού 6 εμφανίζουν πολύ σταθερή και χαμηλή κατανάλωση γύρω στα 2–4 W, χωρίς διακυμάνσεις ή κορυφώσεις. Αυτή η συμπεριφορά δεν αντιστοιχεί καθόλου σε συσκευή πλύσης/στεγνώματος και πιθανώς αφορά κατάσταση αναμονής (standby) ή ψευδώς αποδοθείσα ενεργειακή καμπύλη.

Συνολικά, μόνο ένας μικρός αριθμός από τα εξετασθέντα διαγράμματα προσεγγίζει την πραγματικότητα, και τα υπόλοιπα παρουσιάζουν σοβαρές αποκλίσεις είτε προς την υπερβολικά χαμηλή είτε προς την υπερβολικά υψηλή κατανάλωση.

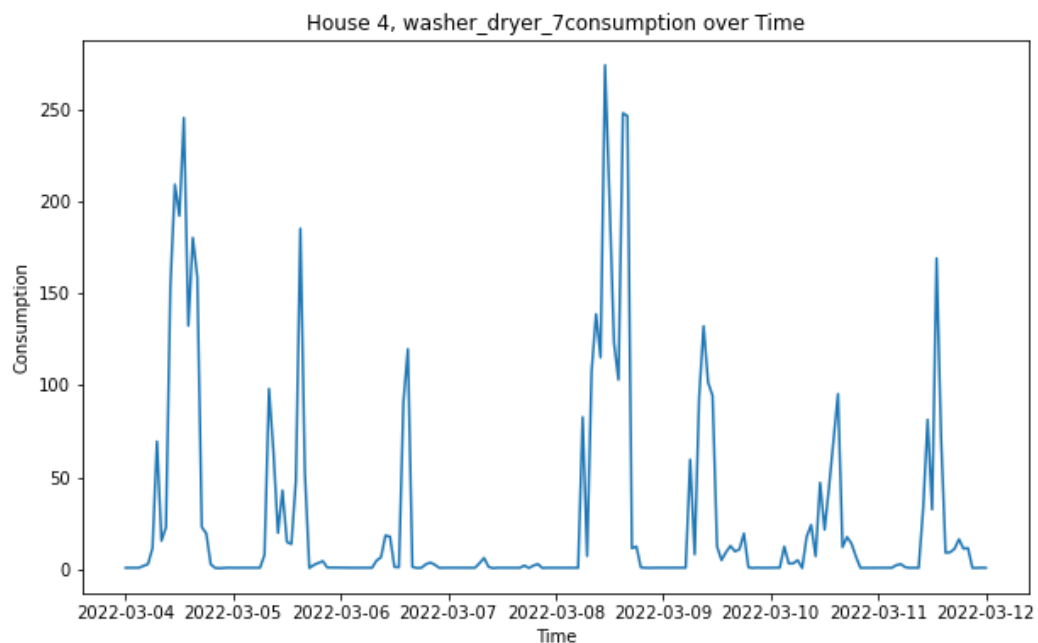
Η συσκευή πλυντήριο-στεγνωτήριο δεν προβλέφθηκε με ικανοποιητική ακρίβεια, ούτε σε επίπεδο συνολικής κατανάλωσης ούτε σε επίπεδο χρονικής μορφής καμπύλης ισχύος. Το αποτέλεσμα υποδηλώνει πιθανές αστοχίες του μοντέλου στην αναγνώριση σύνθετων και ενεργοβόρων συσκευών



Εικόνα 11. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1



Εικόνα 12. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι 3-Πείραμα 1



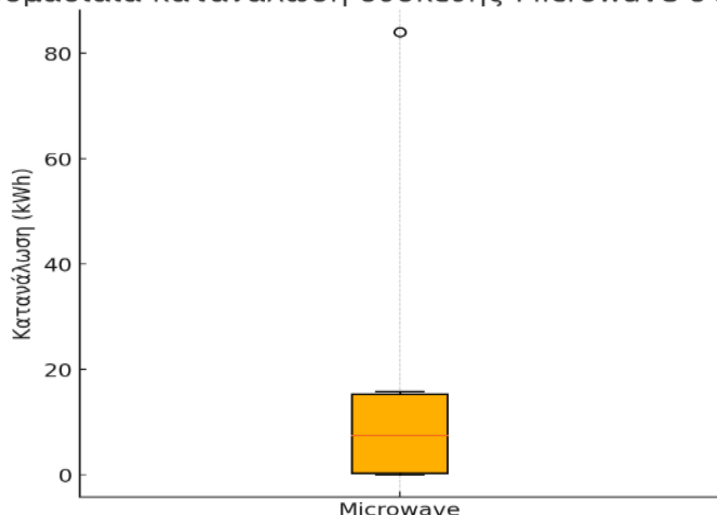
Εικόνα 13. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντήριο Στεγνωτήριο- Μοντέλο-Σπίτι -Πείραμα 1

5.2.1.3 Ανάλυση Κατανάλωσης Φούρνου Μικροκυμάτων (Microwave)

Η ποσοτική ανάλυση της κατανάλωσης του φούρνου μικροκυμάτων στα σπίτια του πειράματος αναδεικνύει έντονες διακυμάνσεις. Η μέση συνολική εβδομαδιαία κατανάλωση κυμαίνεται γύρω στις 8–9 kWh, γεγονός που είναι πολύ παραπάνω σε

σχέση με τη συνήθη χρήση ενός φούρνου μικροκυμάτων σε ελληνικά νοικοκυριά (εκτός αν πρόκειται για νοικοκυριό με πολλά μέλη). Παρατηρούνται ακραίες τιμές, με κυριότερο παράδειγμα το σπίτι 2, όπου η προβλεπόμενη κατανάλωση φτάνει τις 84.01 kWh. Η τιμή αυτή είναι εξαιρετικά υπερβολική και δεν αντανακλά επ ουδενί φυσιολογική χρήση μιας τέτοιας συσκευής. Πιθανότατα οφείλεται είτε σε σφάλμα πρόβλεψης του μοντέλου, είτε σε εσφαλμένη απόδοση κατανάλωσης άλλης ενεργοβόρας συσκευής ως φούρνου μικροκυμάτων. Από την άλλη πλευρά, τα σπίτια 4 και 6 παρουσιάζουν μηδενική κατανάλωση, είτε λόγω μη χρήσης της συσκευής είτε λόγω πλήρους αποτυχίας του μοντέλου να εντοπίσει γεγονότα ενεργοποίησης.

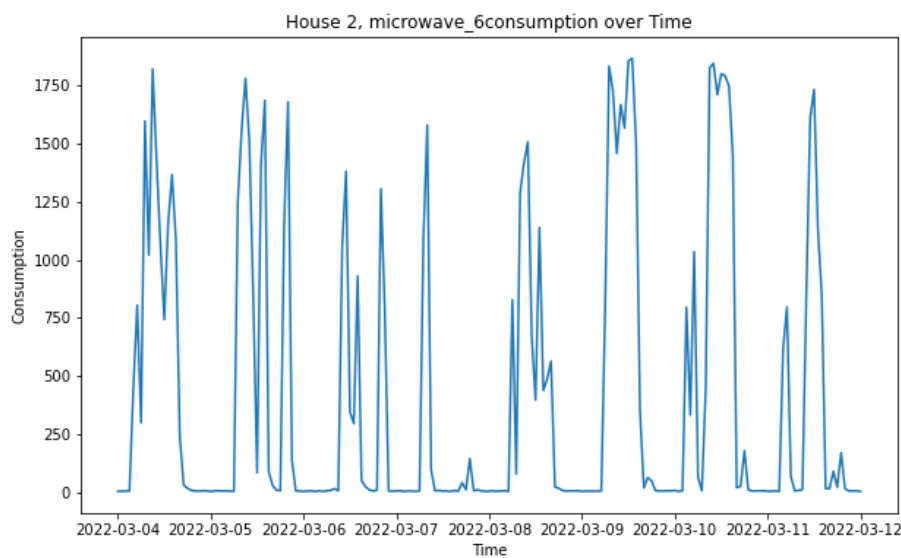
Εβδομαδιαία κατανάλωση συσκευής Microwave στα σπίτια



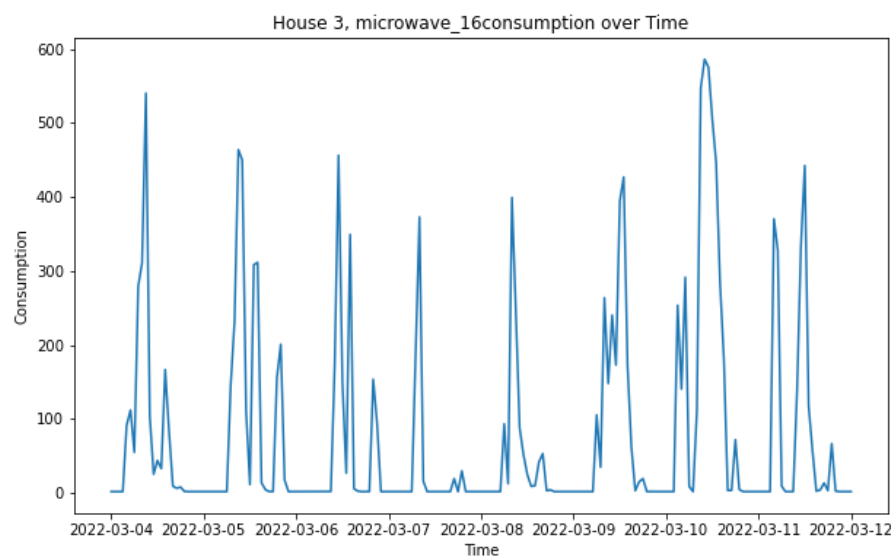
Εικόνα 14. Box Plot Φούρνου Μικροκυμάτων

Η ποιοτική ανάλυση των διαγραμμάτων ισχύος ενισχύει τα ποσοτικά ευρήματα και επιτρέπει την εξαγωγή σημαντικών συμπερασμάτων. Στο σπίτι 1, η κατανάλωση εμφανίζει συχνές και σύντομες αιχμές, με μέγιστες τιμές περίπου στα 1000–1100 Watt. Η συμπεριφορά αυτή είναι απολύτως ρεαλιστική και συμβαδίζει με τη φυσιολογική λειτουργία ενός οικιακού φούρνου μικροκυμάτων, ο οποίος λειτουργεί για μικρά διαστήματα υψηλής ισχύος. Στο σπίτι 2, παρατηρείται πληθώρα από έντονες και μεγάλες σε διάρκεια αιχμές, με την ισχύ να αγγίζει τα 1800 Watt. Η ένταση και η συχνότητα των γεγονότων δείχνουν μη ρεαλιστική χρήση, καθώς δεν είναι σύνηθες για ένα φούρνο μικροκυμάτων να λειτουργεί τόσο συχνά και επίμονα σε τόσο μεγάλο χρονικό διάστημα. Το διάγραμμα αυτό πιθανόν αντανακλά λανθασμένη πρόβλεψη ή σφάλμα ταυτοποίησης συσκευής. Αντίθετα, στο σπίτι 3 το διάγραμμα εμφανίζει πιο ήπια κατανάλωση, με μέγιστες τιμές γύρω στα 600 Watt. Η

χρήση είναι πιο περιορισμένη και η χρονική κατανομή των γεγονότων είναι πειστική, υποδηλώνοντας είτε μικρότερη συσκευή είτε οικονομικό μοντέλο, ωστόσο η συνολική κατανάλωση των 15.85 kWh την εβδομάδα παραμένει μέσα σε μη αποδεκτά όρια. Τέλος, στο σπίτι 5, οι αιχμές που καταγράφονται είναι χαμηλής έντασης, κάτω από 50 Watt, και μάλλον δεν αντιστοιχούν σε πραγματική χρήση φούρνου μικροκυμάτων. Η μορφή του σήματος παραπέμπει περισσότερο σε «θόρυβο» ή λανθασμένη πρόβλεψη παρά σε ενεργοποίηση της συσκευής.



Εικόνα 15. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων-Μοντέλο Σπίτι 2- Πείραμα 1

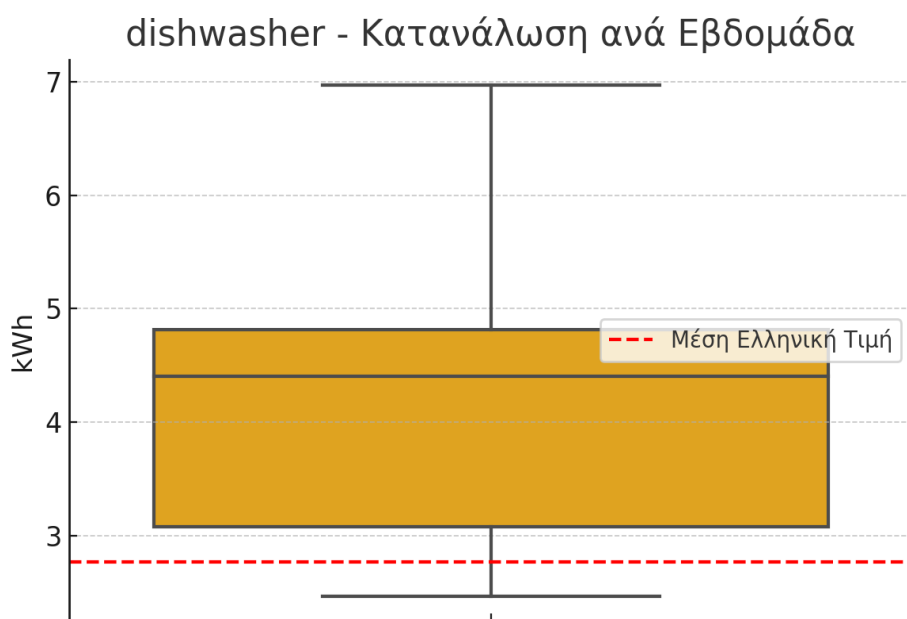


Εικόνα 16. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων-Μοντέλο Σπίτι 3 - Πείραμα 1

Συνοψίζοντας, οι προβλέψεις για τη συσκευή microwave δεν είναι ομοιογενώς ακριβείς. Ενώ υπάρχουν περιπτώσεις που προσεγγίζουν μια ρεαλιστική πρόβλεψη, όπως στο σπίτι 1 και 3, παρατηρούνται ταυτόχρονα ακραίες και μη ρεαλιστικές τιμές, όπως στο σπίτι 2, καθώς και ενδείξεις πλήρους αποτυχίας πρόβλεψης, όπως στα σπίτια 4 και 6. Η συνολική εικόνα αποτυπώνει ότι το μοντέλο παρουσιάζει επιτυχία σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, όμως υπάρχουν περιθώρια βελτίωσης τόσο ως προς την ακρίβεια της κατανάλωσης όσο και στην ορθή ταυτοποίηση των ενεργοβόρων γεγονότων.

5.2.1.4 Ανάλυση Κατανάλωσης Πλυντηρίου Πιάτων (Dishwasher)

Σε ποσοτικό επίπεδο, η αναμενόμενη εβδομαδιαία κατανάλωση ενός σύγχρονου πλυντηρίου πιάτων κυμαίνεται περίπου μεταξύ 5–7 kWh, εφόσον εκτελείται σε τακτική βάση, περίπου τέσσερις φορές ανά εβδομάδα.. Ωστόσο, από τον πίνακα που παρουσιάζει τις προβλέψεις των καταναλώσεων στα σπίτια της βάσης δεδομένων REDD, παρατηρούνται σημαντικές αποκλίσεις. Το σπίτι 1 εμφανίζει κατανάλωση (4,52 kWh), ενώ το σπίτι 2 παραμένει εντός ρεαλιστικών ορίων (5,74 kWh). Το σπίτι 3 καταγράφει μια αρκετά μειωμένη πρόβλεψη (2,51 kWh), πιθανόν λόγω μικρότερης χρήσης. Από την άλλη, η προβλεπόμενη κατανάλωση στο σπίτι 4 είναι εξαιρετικά υψηλή (43,22 kWh), ενώ και το σπίτι 5 φτάνει τις 19,74 kWh – τιμές που παραπέμπουν σε υπερβολική-μη φυσιολογική χρήση. Τέλος, το σπίτι 6 καταγράφει σχεδόν μηδενική κατανάλωση (0,14 kWh), γεγονός που υποδηλώνει ότι η πρόβλεψη είτε παρέλειψε να ανιχνεύσει τη χρήση της συσκευής είτε το σήμα ήταν ανεπαρκές.



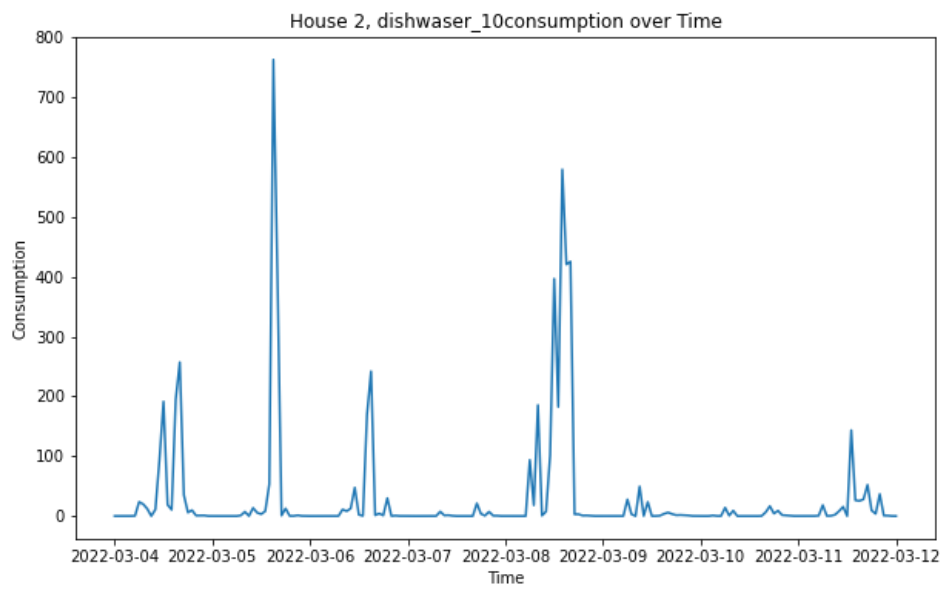
Εικόνα 17. Box plot Πλυντηρίου Πιάτων

Η ποιοτική ανάλυση μέσα από τα χρονικά διαγράμματα ισχύος αποκαλύπτει επιπλέον σημαντικά ευρήματα. Στο σπίτι 1, εντοπίζονται καθαρές αιχμές ισχύος που φτάνουν έως και τα 600 W, σε τακτά διαστήματα, πιθανότατα αντιστοιχώντας σε φυσιολογικούς κύκλους πλύσης, καθώς και σε πρόπλυση ή στέγνωμα. Αντίστοιχα, το σπίτι 2 παρουσιάζει χαρακτηριστικά μοτίβα ενεργοποίησης με αιχμές γύρω στα 700 W, γεγονός που ενισχύει τη ρεαλιστικότητα των προβλέψεων.

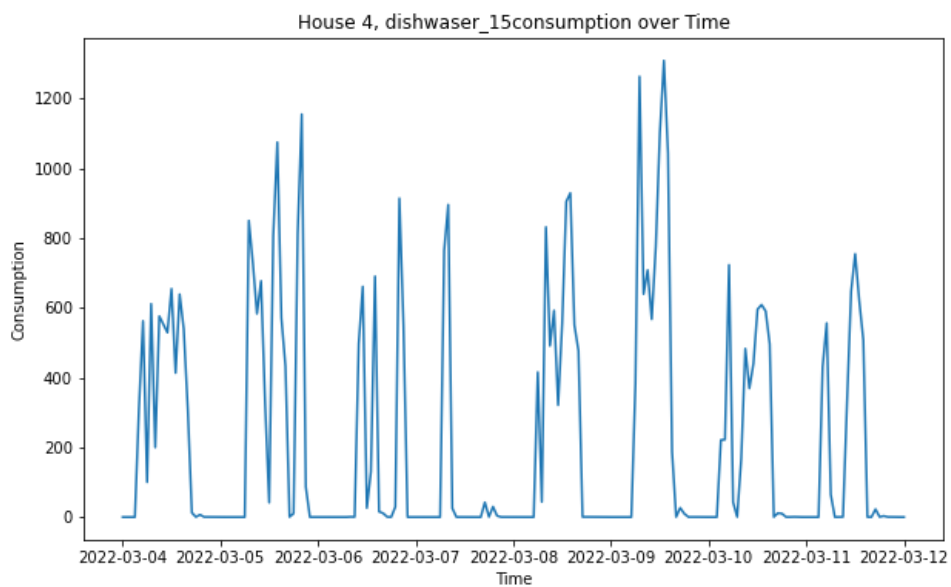
Το σπίτι 3, με σαφώς χαμηλότερες κορυφές (μέγιστα ~120 W), φαίνεται να έχει πολύ περιορισμένη δραστηριότητα, που όμως δεν έρχεται σε αντίθεση με τη συνολική πρόβλεψη, η οποία όπως αναφέρθηκε βρίσκεται εντός των φυσιολογικών ορίων, πράγμα το οποίο πιθανόν φανερώνει αδυναμία στην πρόβλεψη. Στον αντίποδα, το σπίτι 4 εμφανίζει καταναλώσεις με αιχμές που φτάνουν τα 1200 W, με πολύ συχνή και έντονη χρήση. Το προφίλ αυτό δύσκολα αντιστοιχεί σε ένα τυπικό πλυντήριο πιάτων νοικοκυριού και είναι πιο πιθανό να πρόκειται για κακή ταξινόμηση άλλης συσκευής ως πλυντήριο πιάτων.

Στο σπίτι 5, το σχήμα των κυματομορφών παραμένει μεν λογικό, αλλά η συχνότητα χρήσης είναι υψηλή, με αρκετές ισχυρές αιχμές μέσα στην εβδομάδα, οι οποίες οδηγούν σε αυξημένη συνολική κατανάλωση. Αντίθετα, στο σπίτι 6 η ισχύς παραμένει χαμηλή σε όλη τη διάρκεια, με πολύ περιορισμένη δραστηριότητα, κάτι που συμφωνεί με την ελάχιστη κατανάλωση που προβλέφθηκε.

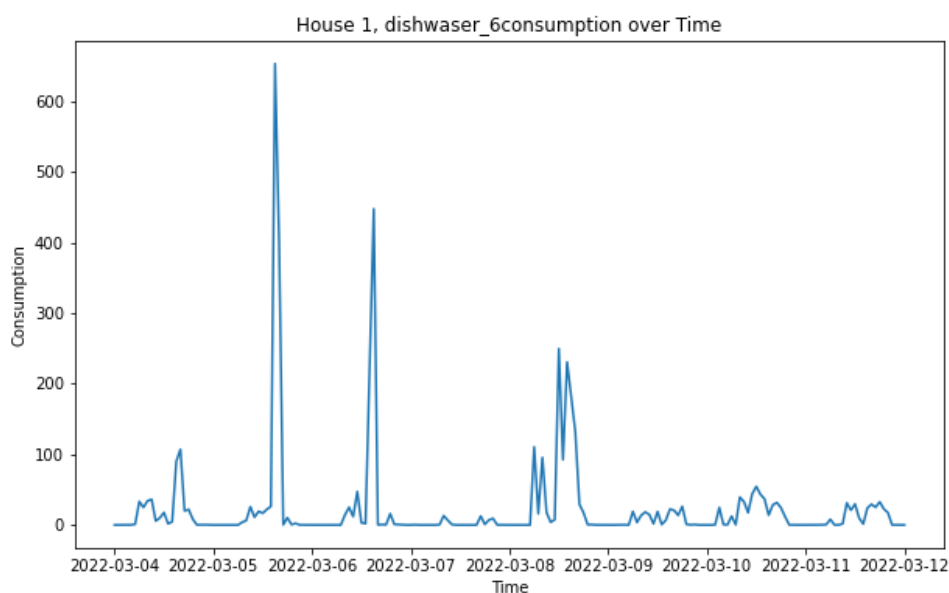
Συνοψίζοντας, η ποσοτική πρόβλεψη για το πλυντήριο πιάτων αποδίδει καλύτερα από άλλες συσκευές όπως το πλυντήριο-στεγνωτήριο, με τρία σπίτια (1, 2, 3) να κινούνται σε ρεαλιστικά επίπεδα. Ωστόσο, παρατηρείται μεγάλη υπερτίμηση στα σπίτια 4 και 5, ενώ το σπίτι 6 υποτιμάται. Ποιοτικά, τα διαγράμματα των Σπίτιών 1, 2 και 3 απεικονίζουν πιο καθαρές και αναμενόμενες μορφές κατανάλωσης που ενισχύουν την αξιοπιστία της πρόβλεψης. Αντίθετα, το διάγραμμα του Σπίτιού 4 δείχνει συνεχή και έντονη λειτουργία, που καταληγει σε παράλογα νούμερα.



Εικόνα 18. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 2- Πείραμα 1



Εικόνα 19. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 4- Πείραμα 1



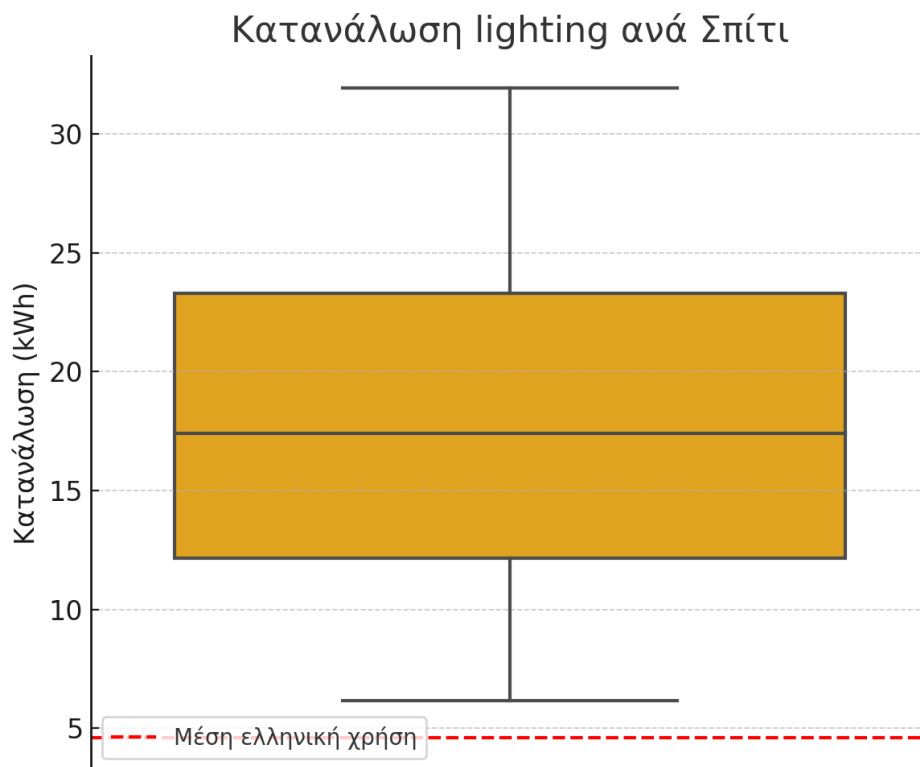
Εικόνα 20. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων Μοντέλο Σπίτι 1- Πείραμα 1

5.2.1.5 Ανάλυση Κατανάλωσης Φωτισμού (Lighting)

Η συσκευή του φωτισμού, όπως και το πλυντήριο-στεγνωτήριο στο πλαίσιο της παρούσας μελέτης, έχει υποστεί ομαδοποίηση. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα κατανάλωσης δεν προέρχονται από ένα και μόνο σημείο φωτισμού, αλλά αποτελούν το άθροισμα πολλών επιμέρους φωτιστικών σωμάτων μέσα στο κάθε σπίτι. Η ομαδοποίηση αυτή είναι λογική και απαραίτητη, καθώς ο φωτισμός σπάνια παρακολουθείται σε επίπεδο μεμονωμένου λαμπτήρα ή δωματίου, ενώ σε πρακτικές εφαρμογές η συνολική καταγραφή είναι πιο χρήσιμη για ενεργειακή αξιολόγηση.

Ποσοτικά, παρατηρούμε ότι η συνολική εβδομαδιαία κατανάλωση του φωτισμού κυμαίνεται από 6.16 έως και 31.92 kWh ανάλογα με το σπίτι. Οι προβλέψεις αυτές κρίνονται υπερβολικές σε σχέση με την ελληνική πραγματικότητα, όπου η μέση εβδομαδιαία κατανάλωση φωτισμού για ένα νοικοκυριό εκτιμάται περίπου στις 4.62 kWh. Ειδικότερα, το σπίτι 1 κατέγραψε κατανάλωση 12.03 kWh, αρκετά πάνω από τον μέσο όρο. Το σπίτι 2 κινείται κοντά στα 6.16 kWh, δηλαδή σχετικά ρεαλιστικά. Ωστόσο, το σπίτι 3 φτάνει τις 22.25 kWh, το σπίτι 4 τις 12.56 kWh, το σπίτι 5 τις 31.92 kWh και το σπίτι 6 τις 23.66 kWh. Τα νούμερα αυτά υποδεικνύουν σημαντική υπερεκτίμηση της χρήσης φωτισμού από το μοντέλο, εκτός ίσως από την περίπτωση του Σπίτιού 2, όπου η πρόβλεψη θεωρείται αποδεκτή. Σε αυτό πιθανώς να ευθύνεται όπως και στα προηγούμενα το γεγονός ότι οι καταναλώσεις ενός σύγχρονου

ελληνικού νοικοκυριού να διαφέρουν με τα σπίτια της REDD στα οποία εκπαιδεύτηκε το μοντέλο.



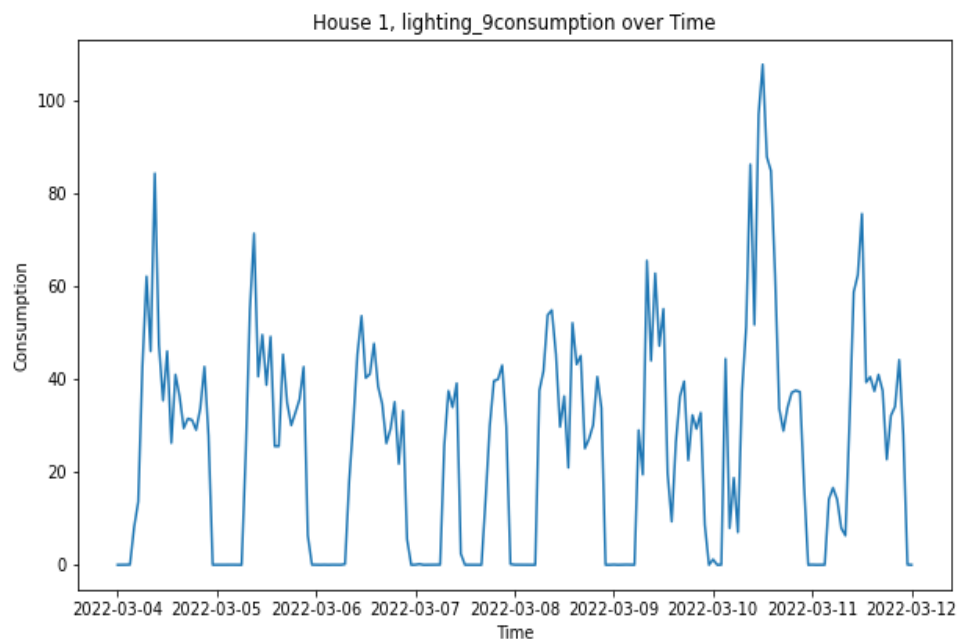
Εικόνα 21. Box Plot Φωτισμού Πείραμα 1

Σε ποιοτικό επίπεδο, η ανάλυση των διαγραμμάτων ισχύος αποκαλύπτει διαφορετικά προφίλ χρήσης ανά σπίτι και επιτρέπει την αναγνώριση πιο ρεαλιστικών συμπεριφορών. Στο σπίτι 1, τόσο το lighting_9 όσο και το lighting_18 παρουσιάζουν διακριτά και συχνά διαστήματα ενεργοποίησης και απενεργοποίησης, με τιμές που φτάνουν τα 80–100 Watt. Τα χρονικά μοτίβα είναι πειστικά και εναρμονίζονται με καθημερινές συνήθειες χρήσης φώτων, καθιστώντας τις προβλέψεις αυτές ποιοτικά ικανοποιητικές. Αντίθετα, στο σπίτι 2, το lighting_4 εμφανίζει κορυφές έως 140 Watt, ένταση που θεωρείται μάλλον υπερβολική για οικιακό φωτισμό, παρά το ρεαλιστικό μοτίβο on/off.

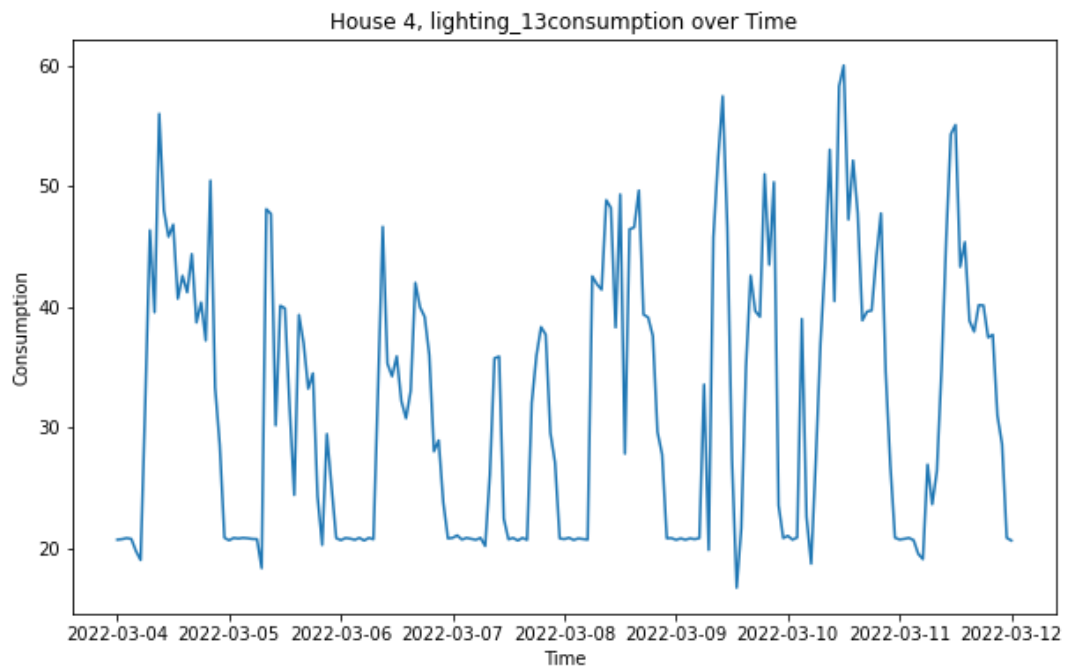
Στο σπίτι 4, η ανάλυση των lighting_3 και lighting_13 δείχνει αιχμές που ξεπερνούν κατά περιόδους τα 120 Watt, ενώ το lighting_18 στο ίδιο σπίτι εμφανίζει πολύ χαμηλές και σταθερές τιμές γύρω στα 2 Watt, κάτι που θα μπορούσε να αντιστοιχεί σε νυχτερινό φωτισμό ασφαλείας ή LED φωτισμό, καθιστώντας τη συμπεριφορά πιο πειστική. Στο σπίτι 5, το lighting_14 παρουσιάζει μια επίπεδη, πολύ χαμηλή κατανάλωση (3–5 Watt), που πιθανώς δεν αντανάκλα πραγματική χρήση φωτιστικών.

Το lighting_19 όμως είναι σαφώς πιο ρεαλιστικό, με μεταβαλλόμενα επίπεδα κατανάλωσης και ενδείξεις κύκλων ενεργοποίησης που φτάνουν τα 100 Watt. Τέλος, στο σπίτι 6, το lighting_14 εμφανίζει ακραίες κορυφές που φτάνουν τα 450 Watt, τιμή μη ρεαλιστική για φωτισμό και ενδεχομένως αποτέλεσμα λανθασμένης ερμηνείας από το μοντέλο ή σύγχυσης με άλλη κατηγορία φορτίου.

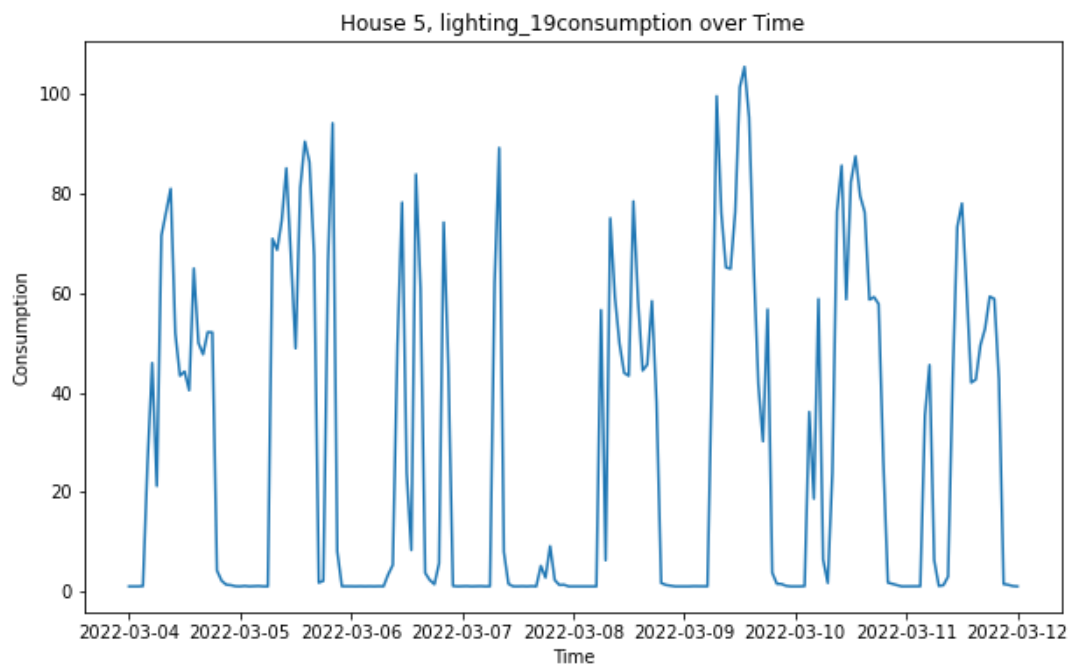
Συνοψίζοντας, η ποιοτική ανάλυση ενισχύει τα ευρήματα της ποσοτικής αξιολόγησης, δείχνοντας πως ενώ ορισμένα διαγράμματα, όπως το lighting_9 και lighting_18 του Σπίτιού 1, το lighting_13 του Σπίτιού 4 και το lighting_19 του Σπίτιού 5, φαίνονται συμβατά με πραγματική οικιακή χρήση, τα περισσότερα παρουσιάζουν υπερεκτιμήσεις ή μη φυσιολογικά μοτίβα. Συνεπώς, η συνολική πρόβλεψη του φωτισμού, παρά τις μερικές επιτυχείς περιπτώσεις, παρουσιάζει περιορισμένη αξιοπιστία σε ευρύτερη κλίμακα.



Εικόνα 22. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_9) Σπίτι 1 - Πείραμα 1



Εικόνα 23. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_13) Σπίτι 4 - Πείραμα 1



Εικόνα 24. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_19) Σπίτι 5 - Πείραμα 1

5.2.2 Ανάλυση Μη Κοινών Συσκευών με Υψηλή Ενεργειακή Συνεισφορά

5.2.2.1 Κλιματιστικό (*Air Conditioning*)

Η κατανάλωση του κλιματιστικού στα σπίτια 4 και 6 παρουσιάζει αξιοσημείωτη απόκλιση, τόσο ως προς τα απόλυτα μεγέθη όσο και ως προς την κατανομή της κατανάλωσης μέσα στην εβδομάδα. Συγκεκριμένα, το σπίτι 4 εμφάνισε συνολική εβδομαδιαία κατανάλωση 1.61 kWh, ενώ το σπίτι 6 έφτασε στις 51.6 kWh. Η διαφορά αυτή είναι προφανώς τεράστια και μας προδιαθέτει για μη ρεαλιστικότητα των προβλέψεων, ιδιαίτερα σε σχέση με την ελληνική πραγματικότητα. Να σημειωθεί ότι όπως έγινε και προηγουμένως, οι συσκευές κλιματισμού ομαδοποιήθηκαν για να εξαχθεί η συνολική κατανάλωση.

Σύμφωνα με στοιχεία από την εγχώρια εμπειρική κατανάλωση, ένα μέσο ελληνικό νοικοκυριό που χρησιμοποιεί κλιματιστικό κατά τους θερινούς μήνες, ειδικά σε περιοχές με υψηλές θερμοκρασίες, μπορεί να καταναλώνει περίπου 30–35 kWh την εβδομάδα, με τις τιμές αυτές να κυμαίνονται ανάλογα με τον αριθμό των μονάδων, τη συχνότητα χρήσης και τη θερμομόνωση του χώρου. Υπό αυτό το πρίσμα, η πρόβλεψη για το σπίτι 6 —η οποία αγγίζει τις 51.6 kWh— μολονότι φαίνεται υψηλή, ενδέχεται να θεωρηθεί ρεαλιστική σε απαιτητικά περιβάλλοντα, όπως μεγάλα νοικοκυριά, περιοχές με έντονο καύσωνα ή συνεχή χρήση κλιματισμού για ψύξη και κατά τη διάρκεια της νύχτας.

Αντιθέτως, η πρόβλεψη για το σπίτι 4 —με κατανάλωση μόλις 1.61 kWh συνολικά για τρεις συσκευές air condition— φαίνεται σίγουρα μη ρεαλιστική. Ακόμη και εάν θεωρηθεί ότι το σπίτι είναι καλά μονωμένο ή οι μονάδες χρησιμοποιούνται πολύ αραιά, η τόσο χαμηλή τιμή υποδηλώνει είτε πλήρη υποεκτίμηση από το μοντέλο, είτε την απουσία ουσιαστικής χρήσης. Η εξέταση των διαγραμμάτων ισχύος το επιβεβαιώνει: οι συσκευές air_conditioning_9 και air_conditioning_10 παρουσιάζουν περιορισμένη χρήση με μικρές τιμές ισχύος που σπάνια ξεπερνούν τα 30 Watt, ενώ η air_conditioning_20 είναι σχεδόν ανενεργή. Συνεπώς, είναι σαφές πως πρόκειται για σφάλμα πρόβλεψης είτε μη χρησιμοποίηση της συσκευής στη συγκεκριμένη οικία-μοντέλο.

Στο αντίποδα, οι διακυμάνσεις ισχύος στο σπίτι 6 για τις συσκευές air_conditioning_15, 16 και 17 παρουσιάζουν συνεχή και έντονη δραστηριότητα, με αιχμές που φτάνουν και ξεπερνούν τα 800 Watt, γεγονός που αντανακλά μία πλήρως

ρεαλιστική και έντονη χρήση. Τα σήματα δείχνουν κατανάλωση και κατά τις βραδινές ώρες, υποδεικνύοντας πιθανή χρήση για ύπνο, πρακτική ευρέως διαδεδομένη στην Ελλάδα κατά τη θερινή περίοδο.

Συμπερασματικά, η ποιοτική και ποσοτική ανάλυση δείχνει ότι η πρόβλεψη για το σπίτι 6 είναι σχετικά συμβατή με τη μέση ελληνική καταναλωτική συμπεριφορά, ενώ για το σπίτι 4 παρατηρείται σημαντική απόκλιση που πιθανώς οφείλεται σε αστοχία του μοντέλου να συλλάβει τη ρεαλιστική χρήση του air condition, ή εναλλακτικά σε διαφορετικές συνθήκες διαβίωσης που αποδίδονται στη γεωγραφική και χρονική προέλευση των δεδομένων της REDD.

5.2.2.2 Συσκευές Μαγειρέματος (*Oven & Stove*)

Οι συσκευές φούρνους (oven) και εστίες μαγειρέματος (stove) εμφανίζονται σε μερικά μόνο από τα σπίτια του Πειράματος 1, ωστόσο η συνολική τους κατανάλωση είναι αρκετά υψηλή ώστε να αξίζει ιδιαίτερη ανάλυση. Πιο συγκεκριμένα, οι φούρνοι εντοπίζονται στα σπίτια 1 και 3, ενώ οι μαγειρικές εστίες στα σπίτια 2, 4 και 6. Η κατανάλωση τους κυμαίνεται από περίπου 9 έως 21 kWh την εβδομάδα, δηλαδή εμφανίζουν ισχυρή ενεργειακή επίδραση, αντίστοιχη ή και υψηλότερη από πολλές κοινές συσκευές όπως το ψυγείο ή το πλυντήριο πιάτων.

Ποσοτικά, η μέγιστη καταγεγραμμένη κατανάλωση εμφανίζεται στο σπίτι 2 με τον φούρνο να φτάνει τις 20.75 kWh, ενώ ακολουθεί ο φούρνος στο σπίτι 1 με 13.44 kWh. Αξιοσημείωτη είναι και η παρουσία δύο συσκευών stove στο σπίτι 6, οι οποίες αν και έχουν μικρότερη μεμονωμένη κατανάλωση (4.22 και 4.64 kWh), αθροιστικά αγγίζουν σχεδόν τις 9 kWh. Οι τιμές αυτές είναι αρκετά σημαντικές και αντανakλούν τη συχνή χρήση συσκευών μαγειρέματος στα σπίτια.

Ποιοτικά, παρατηρούμε ότι τα διαγράμματα ισχύος (όπως αυτά που έχουν εξεταστεί στα επιμέρους σπίτια) παρουσιάζουν χαρακτηριστικά μοτίβα διαδοχικών αιχμών σε υψηλές τιμές watt, κάτι που αντιστοιχεί σε κύκλους ενεργοποίησης θερμικών αντιστάσεων – χαρακτηριστικό γνώρισμα συσκευών μαγειρέματος όπως οι φούρνοι και οι ηλεκτρικές εστίες. Οι καταναλώσεις αυτές είναι συνεπείς με τη λειτουργία θερμικών συσκευών που απαιτούν υψηλή ισχύ για παρατεταμένα χρονικά διαστήματα.

Αξίζει να σημειωθεί ότι στην ομαδοποίηση που έγινε, οι συσκευές φούρνους και μαγειρικές εστίες αντιμετωπίζονται από κοινού ως «συσκευές μαγειρέματος», παρότι

υπάρχουν τεχνικές διαφορές μεταξύ τους. Οι εστίες είναι γενικά πιο ευέλικτες και χρησιμοποιούνται σε μικρότερης διάρκειας λειτουργίες, ενώ οι φούρνοι έχουν πιο συνεχόμενη κατανάλωση λόγω της ανάγκης διατήρησης υψηλής θερμοκρασίας. Σε ένα ελληνικό νοικοκυριό, και οι δύο τύποι αντιστοιχούν σε βασικές συσκευές, που συνήθως ενσωματώνονται σε μία ενιαία μονάδα «κουζίνας».

Η υψηλή ενεργειακή κατανάλωση αυτών των συσκευών είναι αναμενόμενη, καθώς σε όλα τα νοικοκυριά οι φούρνοι και οι εστίες συγκαταλέγονται στις συσκευές με τη μεγαλύτερη εβδομαδιαία χρήση σε kWh. Παρόλα αυτά, ο ακριβής αριθμός εξαρτάται από τη συχνότητα μαγειρέματος, τον τύπο των συσκευών (παλιές ή ενεργειακά αποδοτικές) και τις συνήθειες του νοικοκυριού. Οι παρατηρούμενες τιμές στα σπίτια της βάσης REDD είναι απολύτως ρεαλιστικές και εναρμονίζονται με τις αναμενόμενες ενεργειακές απαιτήσεις τέτοιων συσκευών, αν και είναι πιθανόν να επηρεάζονται από τον χρόνο και τη γεωγραφία του dataset.

5.3 Παρουσίαση αποτελεσμάτων - Πειράμα 2

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του δεύτερου πειράματος, το οποίο εξετάζει την επίδραση της αλλαγής σε μικρότερη συχνότητας -από 3s σε 30s, μια περίπτωση υποδειγματοληψίας δηλαδή. Η μετατροπή των αρχικών δεδομένων, τα οποία είχαν δειγματοληψία ανά 3 δευτερόλεπτα, πραγματοποιήθηκε με δύο διαφορετικές μεθόδους: στην πρώτη περίπτωση επιλέχθηκε η πλησιέστερη τιμή κάθε 30 δευτερόλεπτα (nearest point), ενώ στη δεύτερη υπολογίστηκε ο μέσος όρος των δέκα ενδιάμεσων μετρήσεων που αντιστοιχούν στο κάθε νέο χρονικό βήμα.

Ωστόσο, κατά την πειραματική αξιολόγηση διαπιστώθηκε ότι τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις δύο μεθόδους ήταν σχεδόν ταυτόσημα, με ποσοστό ταύτισης άνω του 99% σε όλες τις προβλεπόμενες καταναλώσεις. Για τον λόγο αυτό, στην παρούσα παρουσίαση περιλαμβάνονται μόνο τα αποτελέσματα της μίας μεθόδου, καθώς η παράθεση και των δύο δεν προσφέρει ουσιαστική επιπλέον πληροφορία.

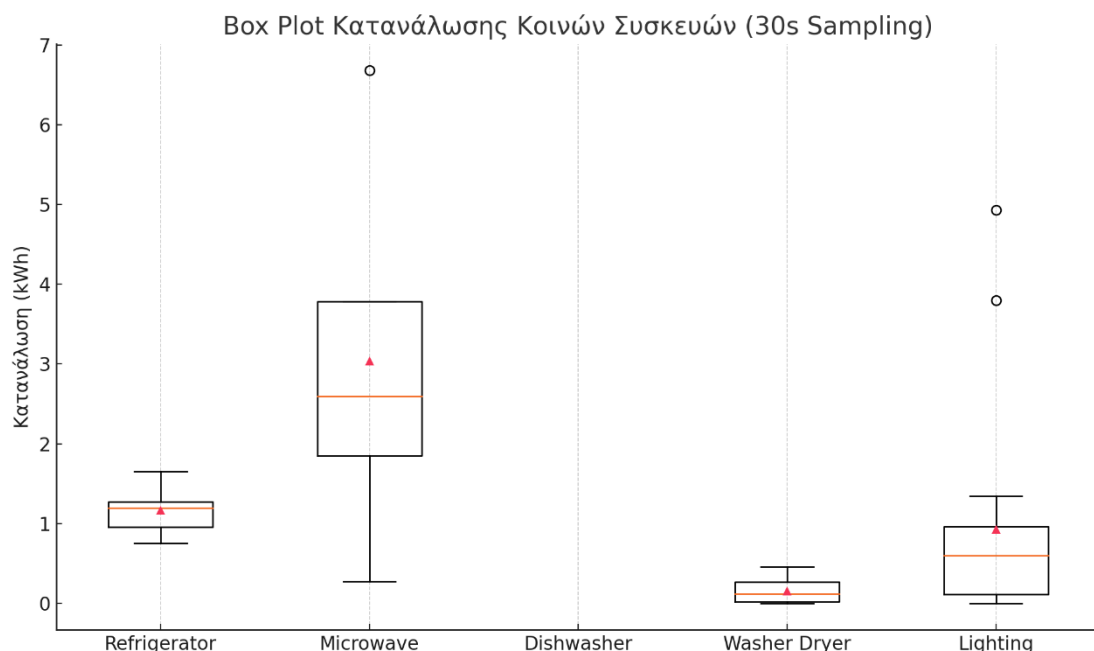
Η εξαιρετικά υψηλή ομοιότητα μεταξύ των δύο προσεγγίσεων μπορεί να αποδοθεί στη φύση των δεδομένων: πολλές συσκευές παρουσιάζουν σταθερή ή σχεδόν σταθερή ισχύ κατά τη λειτουργία τους, ή εναλλαγές σε χρονικά διαστήματα πολύ μεγαλύτερα των 30 δευτερολέπτων. Ως αποτέλεσμα, τόσο η επιλογή ενός μόνο σημείου όσο και ο μέσος όρος των κοντινών τιμών αποτυπώνουν ουσιαστικά την ίδια ενεργειακή συμπεριφορά.

Η ανάλυση που ακολουθεί βασίζεται στην ίδια μεθοδολογία αξιολόγησης με το Πείραμα 1 και επικεντρώνεται στις κοινές οικιακές συσκευές, καθώς και σε περιπτώσεις ιδιαίτερου ενεργειακού ενδιαφέροντος.

5.3.1 Ανάλυση Κοινών Οικιακών Συσκευών (Πείραμα 2)

Όπως και στο Πείραμα 1, έτσι και εδώ ακολουθήθηκε η ίδια προσέγγιση για την αξιολόγηση της ρεαλιστικότητας των προβλέψεων σε επίπεδο συσκευών. Συγκεκριμένα, δημιουργήθηκε ένα box plot που αποτυπώνει την κατανομή της προβλεπόμενης εβδομαδιαίας κατανάλωσης για τις πιο κοινές οικιακές συσκευές: **ψυγείο (refrigerator)**, **φούρνος μικροκυμάτων (microwave)**, **πλυντήριο-στεγνωτήριο (washer_dryer)**, **πλυντήριο πιάτων (dishwasher)** και **φωτισμός (lighting)**. Για λόγους συγκρισιμότητας και καθαρότερης παρουσίασης, τα δεδομένα ομαδοποιήθηκαν κατά κατηγορία συσκευών, όπως είχε γίνει και προηγουμένως.

Το διάγραμμα που ακολουθεί προσφέρει μια συνοπτική αλλά περιεκτική εικόνα της προβλεπόμενης κατανάλωσης ανά συσκευή, επιτρέποντας τον εντοπισμό ακραίων τιμών, τη σύγκριση μεταξύ διαφορετικών Σπίτιών και την εξαγωγή πρώτων συμπερασμάτων ως προς τη ρεαλιστικότητα των τιμών σε σχέση με τα αναμενόμενα επίπεδα για κάθε κατηγορία.



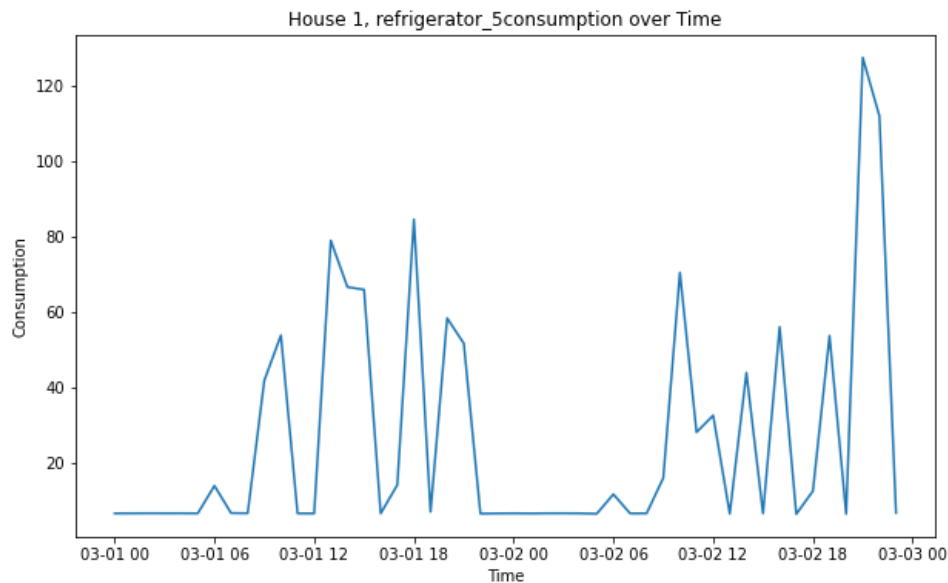
Εικόνα 25. Box Plot Κοινών Συσκευών Πείραμα 2

Το box plot του Πειράματος 2 απεικονίζει την κατανομή της διήμερης κατανάλωσης για τις πιο κοινές οικιακές συσκευές: ψυγείο, πλυντήριο-στεγνωτήριο, πλυντήριο πιάτων, φούρνο μικροκυμάτων και φωτισμό. Όπως και στο Πείραμα 1, η σύγκριση των προβλεπόμενων τιμών μεταξύ διαφορετικών Σπίτιών αποκαλύπτει σημαντική διασπορά, με πολλές τιμές να αποκλίνουν αισθητά από τις ρεαλιστικές προσδοκίες. Η παρούσα ανάλυση εστιάζει τόσο στα αριθμητικά όρια των προβλέψεων όσο και στη σχέση τους με τις αντίστοιχες διήμερες τιμές κατανάλωσης ενός μέσου ελληνικού νοικοκυριού (δηλαδή τα 2/7 της εβδομαδιαίας κατανάλωσης ανά συσκευή).

5.3.1.1 Ανάλυση Κατανάλωσης Ψυγείου

Η πρόβλεψη της κατανάλωσης για τη συσκευή του ψυγείου στο Πείραμα 2 εμφανίζει αξιοσημείωτα ικανοποιητική απόδοση τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά. Οι τιμές που προκύπτουν από τις προβλέψεις στα επιλεγμένα σπίτια κυμαίνονται μεταξύ 0.75 και 1.65 kWh για το διήμερο, με μέση τιμή 1.16 kWh. Το γεγονός ότι η μέση προβλεπόμενη τιμή σχεδόν ταυτίζεται με τη θεωρητικά αναμενόμενη ενισχύει την εικόνα ότι το μοντέλο διαχειρίστηκε αυτή τη συσκευή με ιδιαίτερη επιτυχία, παρά τη χαμηλότερη συχνότητα δειγματοληψίας.

Σε επίπεδο χρονικής ανάλυσης, τα διαγράμματα ισχύος για το ψυγείο αποτυπώνουν με ακρίβεια τον χαρακτηριστικό περιοδικό κύκλο ενεργοποίησης και παύσης της συσκευής. Στο σπίτι 1, η προβλεπόμενη ισχύς εμφανίζεται με σταθερές και ρυθμικές αυξομειώσεις, φτάνοντας μέχρι τα 120 Watt, χωρίς ακραίες τιμές ή ανεπιθύμητες διακυμάνσεις. Αντίστοιχα, στο σπίτι 2 παρατηρούνται ελαφρώς υψηλότερες κορυφές έως 200 Watt, αλλά η περιοδικότητα διατηρείται, υποδεικνύοντας ρεαλιστική πρόβλεψη παρά το ενδεχόμενο ήπιας υπερεκτίμησης σε συγκεκριμένες φάσεις. Το σπίτι 3 παρουσιάζει πιο «θορυβώδες» σήμα, με αυξομειώσεις μεγαλύτερης έντασης, αλλά ο βασικός ρυθμός λειτουργίας παραμένει αναγνωρίσιμος και ποιοτικά αποδεκτός. Στο σπίτι 5 η καμπύλη διατηρεί σταθερότητα, με σαφώς διακριτές ενεργοποιήσεις, ενώ στο σπίτι 6 η μορφή του διαγράμματος είναι εξαιρετικά καθαρή, χωρίς ανωμαλίες, αντανακλώντας σχεδόν ιδανική συμπεριφορά συσκευής ψυγείου.

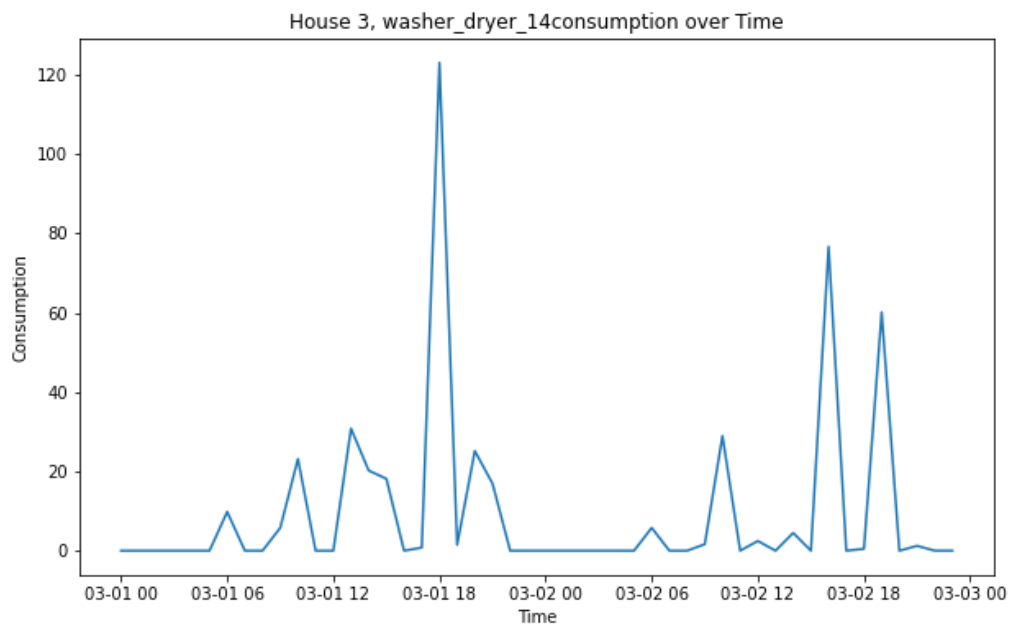


Εικόνα 26. Διάγραμμα Ισχύος Ψυγείου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2

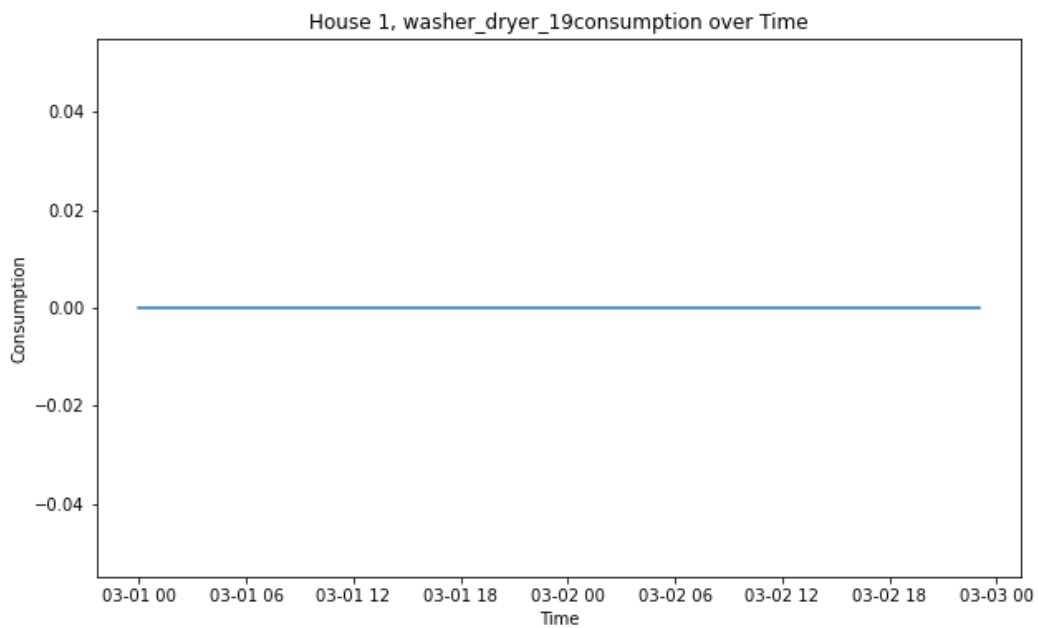
Συνολικά, τόσο η αριθμητική εκτίμηση της κατανάλωσης όσο και η χρονική αναπαράσταση της ισχύος συνηγορούν στο ότι η συσκευή του ψυγείου αποτελεί την πιο επιτυχημένα προβλεπόμενη κατηγορία στο Πείραμα 2. Οι περιοδικές και επαναλαμβανόμενες ενεργοποιήσεις της αποτυπώνονται επαρκώς, ενώ το επίπεδο ισχύος παραμένει μέσα στα φυσιολογικά όρια. Το γεγονός αυτό υποδεικνύει ότι συσκευές με σταθερό και σχετικά ομοιόμορφο μοτίβο λειτουργίας, όπως το ψυγείο, μπορούν να αναγνωρίζονται αξιόπιστα ακόμη και υπό αραιή δειγματοληψία (ανά 30 δευτερόλεπτα), σε αντίθεση με άλλες κατηγορίες που απαιτούν μεγαλύτερη χρονική ανάλυση για ικανοποιητική πρόβλεψη.

5.3.1.2 Ανάλυση Κατανάλωσης Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου

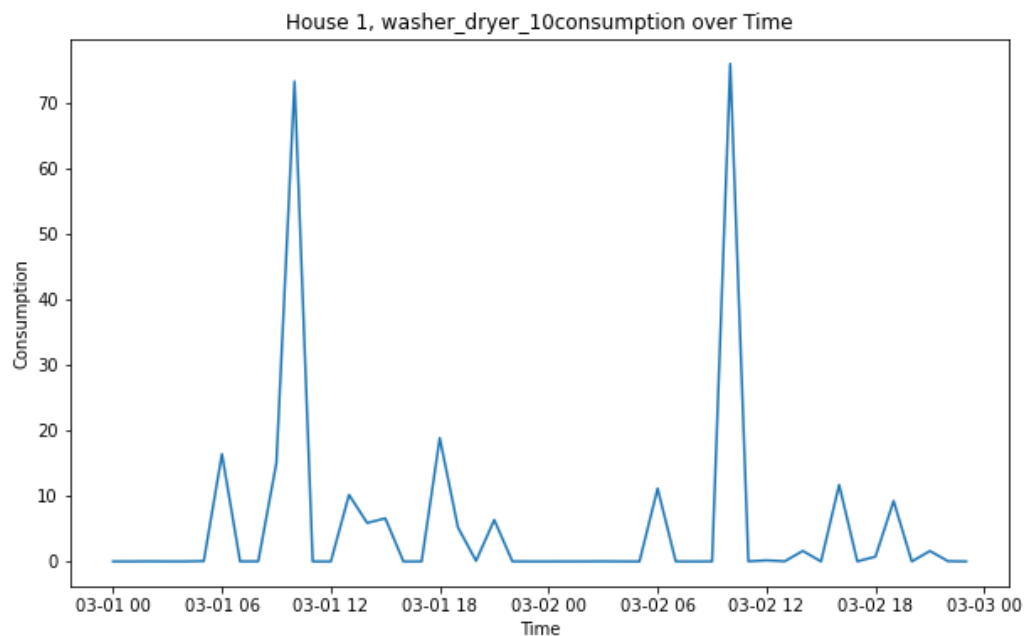
Η πρόβλεψη για το πλυντήριο-στεγνωτήριο παρουσιάζει έντονες ασυνέπειες, με τις περισσότερες περιπτώσεις να εμφανίζουν χαμηλές ή μηδενικές καταναλώσεις, ενώ σε ορισμένα σπίτια παρατηρούνται απότομες και υπερβολικά υψηλές αιχμές. Για παράδειγμα, στα σπίτια 1,3 και 4 εμφανίζονται στιγμιαίες κορυφές έως και 120 Watt, οι οποίες όμως δεν διατηρούνται για αρκετή διάρκεια ώστε να χαρακτηρίζουν ρεαλιστική λειτουργία της συσκευής. Αντίθετα, σπίτια όπως το 2 και το 6 δείχνουν υπεραπλουστευμένη συμπεριφορά με σχεδόν επίπεδες γραμμές κατανάλωσης, ενώ σε κάποιες περιπτώσεις δεν εντοπίζεται καμία ενεργοποίηση.



Εικόνα 27. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2



Εικόνα 28. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2



Εικόνα 29. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου-Στεγνωτηρίου - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2

Το μοντέλο αδυνατεί να αποτυπώσει τη χρονική δομή και τη διάρκειας χρήσης της συσκευής, που χαρακτηρίζεται από παρατεταμένες φάσεις λειτουργίας και μεταβαλλόμενα επίπεδα ισχύος. Η χαμηλή χρονική ανάλυση των 30s φαίνεται να συμβάλλει καθοριστικά σε αυτή την αποτυχία. Σε ποσοτικό επίπεδο, η μέση

προβλεπόμενη κατανάλωση για δύο ημέρες (0.16 kWh) είναι πολύ κάτω από την αναμενόμενη (περίπου 0.99 kWh), κάτι που επιβεβαιώνει τη συνολική υποεκτίμηση.

Συνολικά, η ποιότητα πρόβλεψης για το πλυντηρίου-στεγνωτηρίου κρίνεται φτωχή, με αστοχίες τόσο στη χρονική όσο και στην ενεργειακή αποτύπωση της πραγματικής του λειτουργίας.

5.3.1.3 Ανάλυση Κατανάλωσης Φούρνου Μικροκυμάτων (Microwave)

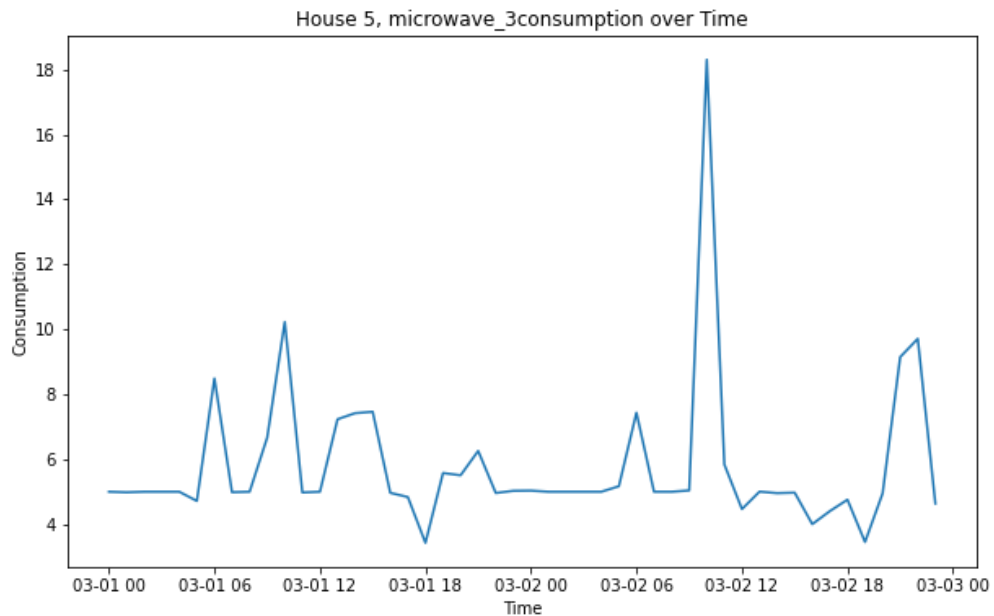
Με βάση τις προβλεπόμενες καταναλώσεις για τη συσκευή **φούρνο μικροκυμάτων** σε τέσσερα σπίτια (microwave_11, _16, _3, _6) και λαμβάνοντας υπόψη και τα αντίστοιχα χρονικά διαγράμματα ισχύος, μπορούμε να προχωρήσουμε σε συνδυασμένη ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση:

Η ποσοτική εικόνα δείχνει σημαντικές αποκλίσεις μεταξύ συσκευών. Η microwave_11 (House 1) παρουσιάζει κατανάλωση 2.377 kWh σε 2 ημέρες, η microwave_16 (House 3) 2.816 kWh, η microwave_3 (House 5) μόλις 0.275 kWh, ενώ η microwave_6 (House 2) φτάνει τα 6.681 kWh. Αν συγκρίνουμε με τη μέση ελληνική εβδομαδιαία κατανάλωση για φούρνο μικροκυμάτων, που είναι περίπου 0.58 kWh/εβδομάδα (δηλαδή ~0.17 kWh/2 ημέρες), γίνεται φανερό ότι σχεδόν όλες οι εκτιμήσεις είναι υπερβολικά υψηλές. Οι τιμές ξεπερνούν ακόμα και καθημερινή χρήση με ρεαλιστικές διάρκειες.

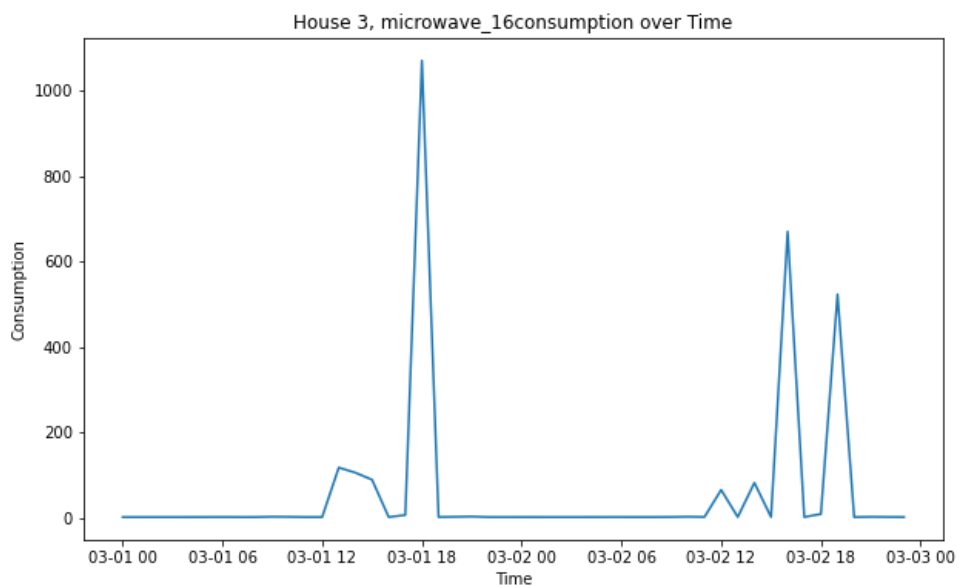
Η ποιοτική ανάλυση των γραφημάτων επιβεβαιώνει την υπερεκτίμηση. Οι περισσότερες καμπύλες εμφανίζουν υψηλές στιγμιαίες αιχμές ισχύος (π.χ. >1000 W σε microwave_16 και _6), κάτι που είναι ρεαλιστικό για ένα φούρνο μικροκυμάτων, ωστόσο η συχνότητα και διάρκεια των αιχμών δεν είναι ρεαλιστική. Για παράδειγμα, σε πολλές περιπτώσεις οι αιχμές επαναλαμβάνονται με ένταση που υπονοεί συνεχή λειτουργία, κάτι που δεν ανταποκρίνεται στη φύση χρήσης της συσκευής (σύντομες χρήσεις λίγων λεπτών). Επίσης, διακρίνεται σύγχυση με άλλες συσκευές υψηλής στιγμιαίας ισχύος (π.χ. τοστιέρα ή βραστήρας), καθώς οι καμπύλες παρουσιάζουν δραστηριότητα μη συμβατή με τη συνήθη χρήση ενός φούρνου μικροκυμάτων.

Συνοψίζοντας, το μοντέλο παρουσιάζει σοβαρές υπερεκτιμήσεις για τις περισσότερες περιπτώσεις, τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά. Η χαμηλή χρονική ανάλυση πιθανόν οδηγεί σε εσφαλμένη εκτίμηση διάρκειας λειτουργίας, και συγχέει στιγμιαίες αιχμές άλλων συσκευών με το φούρνο μικροκυμάτων. Μόνο η περίπτωση microwave_3

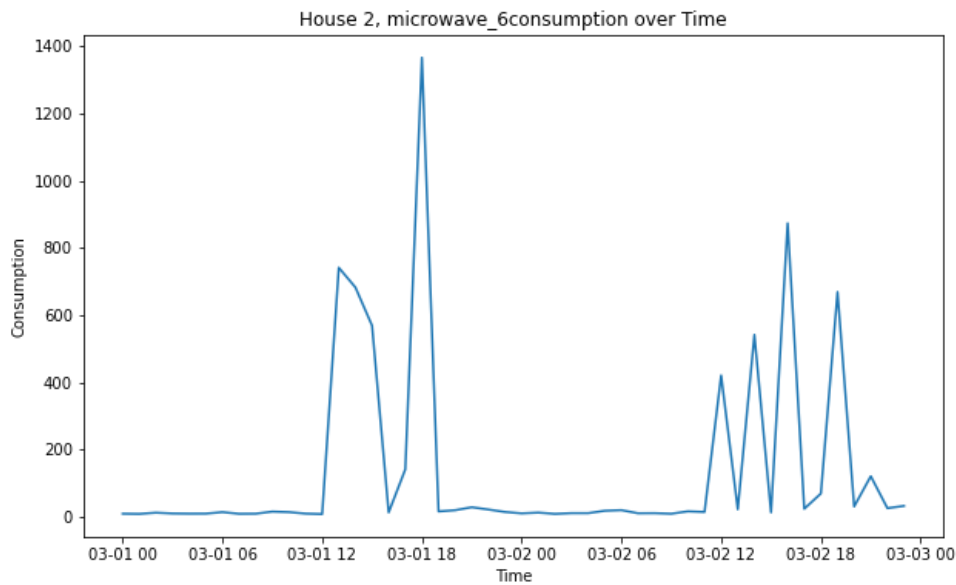
πλησιάζει ρεαλιστικά επίπεδα, πιθανότατα επειδή είτε χρησιμοποιήθηκε λιγότερο είτε το μοντέλο απέφυγε την υπερεκτίμηση.



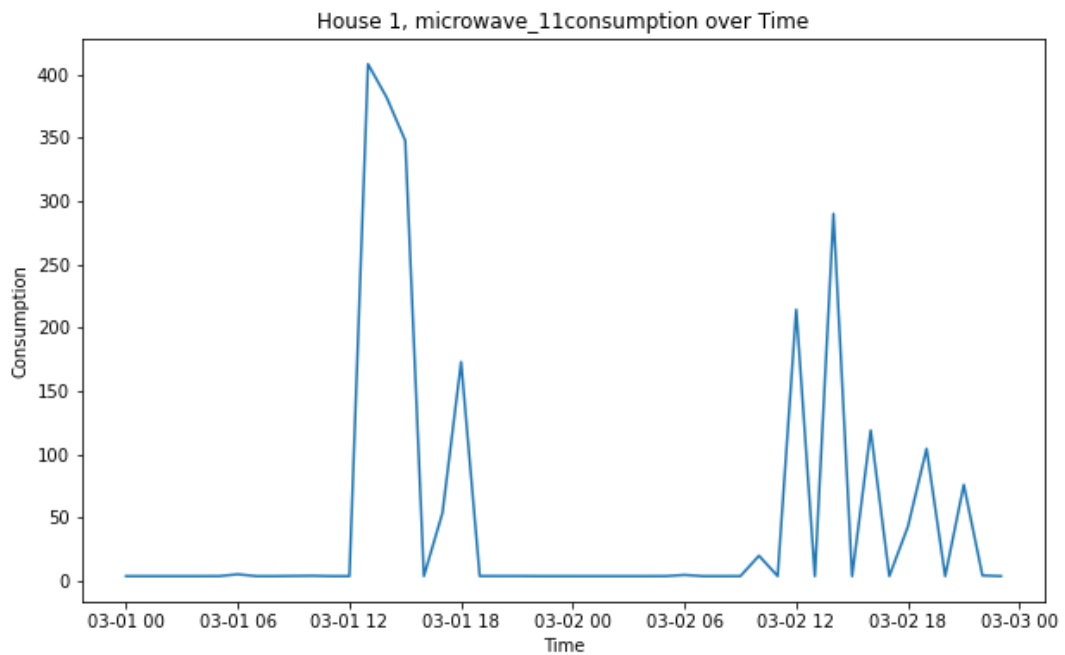
Εικόνα 30. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2



Εικόνα 31. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2



Εικόνα 32. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 2 Πείραμα 2



Εικόνα 33. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου Μικροκυμάτων - Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2

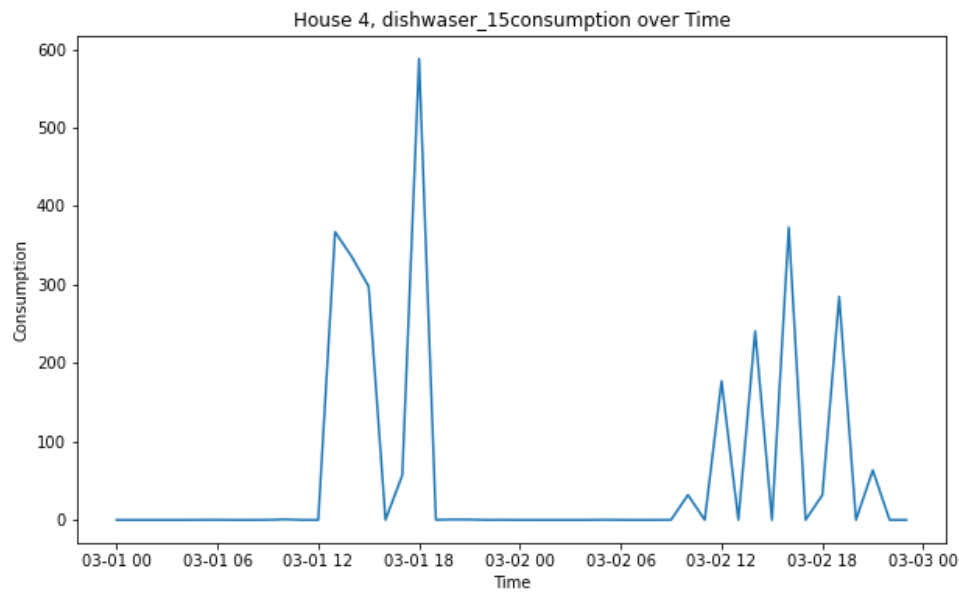
5.2.1.4 Ανάλυση Κατανάλωσης Πλυντηρίου Πιάτων (Dishwasher):

Η ποσοτική αξιολόγηση της κατανάλωσης για τα πλυντήρια πιάτων στο Πείραμα 2 παρουσιάζει σημαντικές αποκλίσεις σχετικά με τις αναμενόμενες τιμές, λαμβάνοντας υπόψη ότι η μέση εβδομαδιαία κατανάλωση ενός πλυντηρίου πιάτων σε ελληνικό

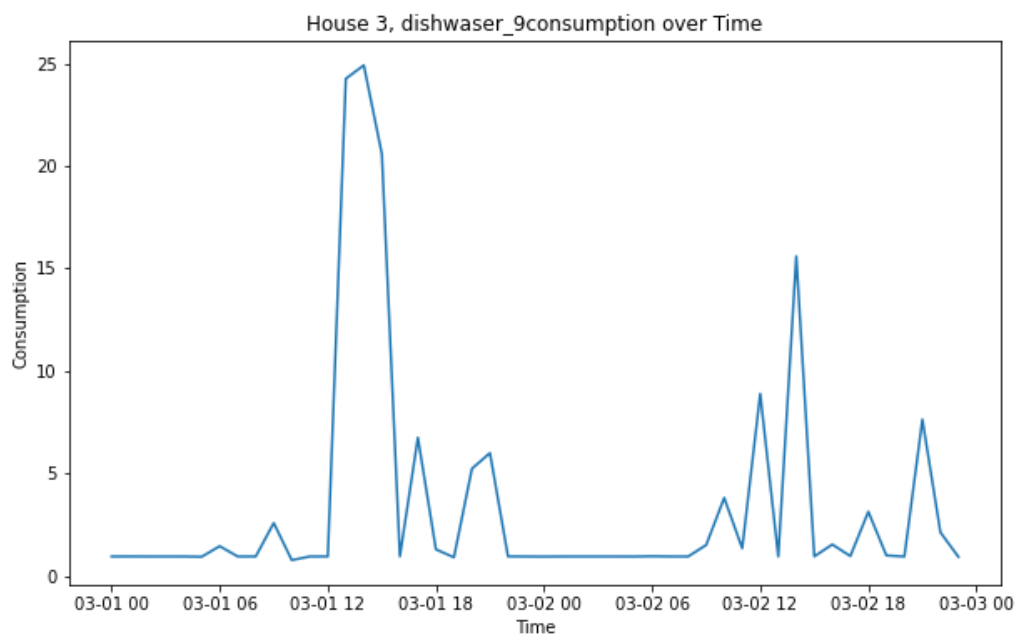
νοικοκυριό ανέρχεται στις 2.77 kWh, άρα για δύο ημέρες θα αναμέναμε περίπου 0.79 kWh. Από τα δεδομένα, μόνο η περίπτωση dishwasher_15 στο σπίτι 4 (2.852 kWh) και dishwasher_20 στο σπίτι 5 (1.703 kWh) προσεγγίζουν ή υπερβαίνουν αυτήν την αναμενόμενη κατανάλωση. Οι υπόλοιπες συσκευές εμφανίζουν πολύ χαμηλές τιμές, όπως 0.264, 0.167, 0.016 και 0.873 kWh, με αποτέλεσμα να υποδηλώνεται είτε σημαντική υποεκτίμηση από το μοντέλο είτε ελάχιστη χρήση των συσκευών.

Η ποιοτική ανάλυση των διαγραμμάτων ισχύος επιβεβαιώνει τα παραπάνω. Τα διαγράμματα για τις dishwasher_15 και dishwasher_20 δείχνουν αρκετές αιχμές κατανάλωσης (peaks), ενδείξεις ενεργοποίησης της συσκευής, και πιο συνεπή χρονική κατανομή που θα μπορούσε να ανταποκρίνεται σε ρεαλιστική χρήση πλυντηρίου πιάτων. Αντίθετα, σε περιπτώσεις όπως το dishwasher_9 ή το dishwasher_10, οι αιχμές είναι περιορισμένες ή απουσιάζουν, γεγονός που ενισχύει την εντύπωση λανθασμένων προβλέψεων ή μη ανίχνευσης της ενεργοποίησης της συσκευής.

Συνολικά, η απόδοση του μοντέλου για τα πλυντήρια πιάτων στο Πείραμα 2 είναι μεικτή. Αν και εντοπίζονται μεμονωμένες περιπτώσεις με σχετικά ρεαλιστική κατανάλωση, τα περισσότερα παραδείγματα υπολείπονται σημαντικά της αναμενόμενης ενεργειακής συμπεριφοράς, τόσο ποσοτικά όσο και χρονικά. Σε αυτό πολύ πιθανό να οφείλεται και το αρκετά μικρότερο δείγμα αφού σε διάρκεια 2 ημερών μπορεί να μην εντοπίστηκε κατανάλωση πλυντηρίου πιάτων αν είχαμε μια πιο ήπια χρήση και όχι καθημερινή.



Εικόνα 34. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων - Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2



Εικόνα 35. Διάγραμμα Ισχύος Πλυντηρίου Πιάτων - Σπίτι-Μοντέλο 3 Πείραμα 2

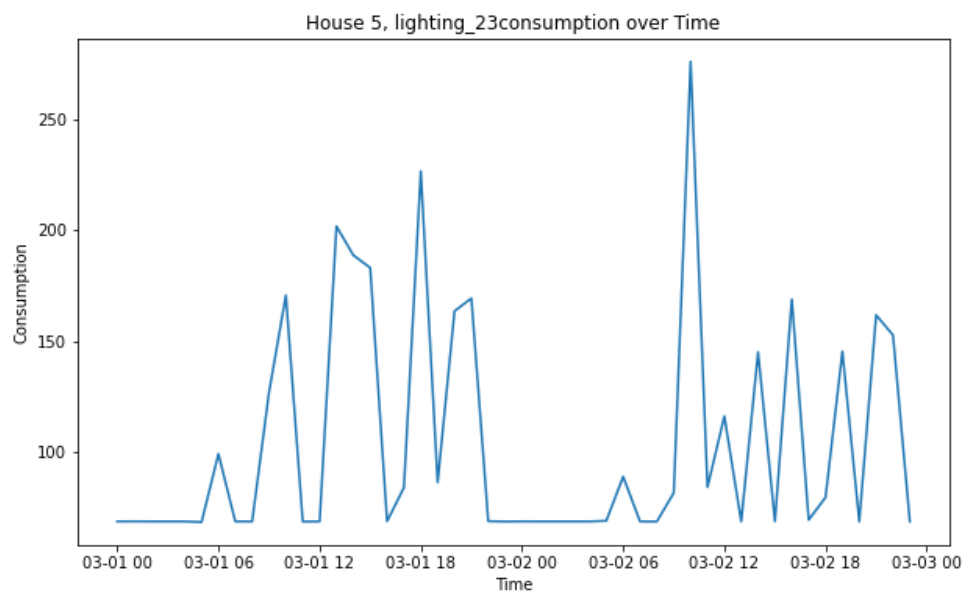
5.2.1.5 Ανάλυση Κατανάλωσης Φωτισμού (Lighting)

Οι προβλέψεις του μοντέλου για τον φωτισμό δείχνουν γενικευμένη υπερεκτίμηση, με πολλές συσκευές να ξεπερνούν κατά πολύ τον ελληνικό μέσο όρο. Σε σπίτια όπως το σπίτι 5 (lighting_23: περίπου 17.3 kWh/εβδομάδα, σύνολο >19.5 kWh) και το σπίτι 6 (lighting_14: περίπου 13.3 kWh/εβδομάδα), η κατανάλωση είναι

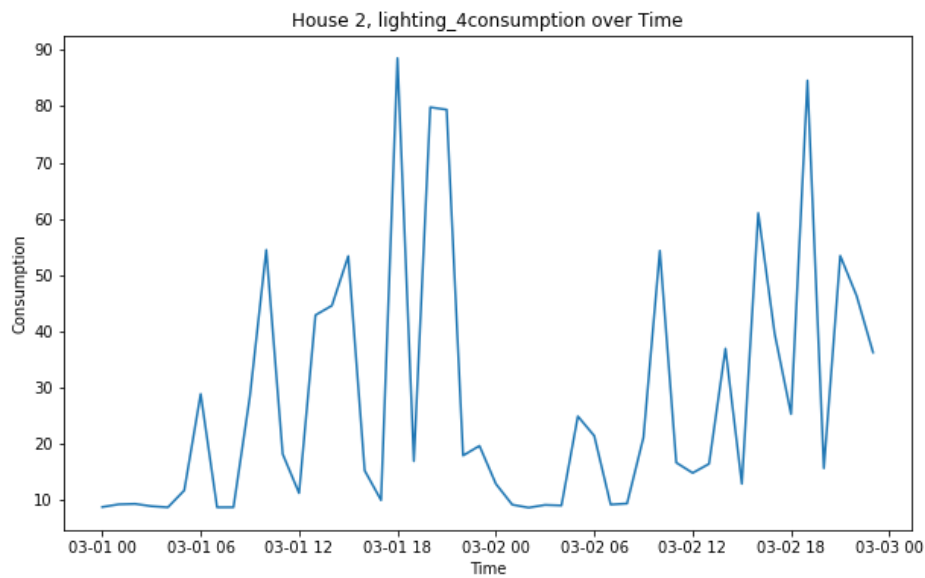
υπερδιπλάσια έως και τετραπλάσια του αναμενόμενου. Ορισμένα σπίτια εμφανίζουν ρεαλιστικές τιμές, όπως το σπίτι 2 (lighting_4: περίπου 4.57 kWh/εβδομάδα) και το σπίτι 1 με συνολική πρόβλεψη περίπου 6 kWh, κοντά στο αποδεκτό εύρος.

Ποιοτικά, αρκετά διαγράμματα έχουν ρεαλιστικό μοτίβο, με αιχμές το βράδυ και επαναληψιμότητα. Ωστόσο, εντοπίζονται και περιπτώσεις συνεχούς κατανάλωσης ή υπερβολικού πλήθους φωτιστικών, κάτι που δεν συνάδει με οικιακή χρήση. Παραδείγματα είναι το σπίτι 3 (6 ενεργά φωτιστικά, συνολικά ~9.6 kWh/εβδομάδα), και το σπίτι 5.

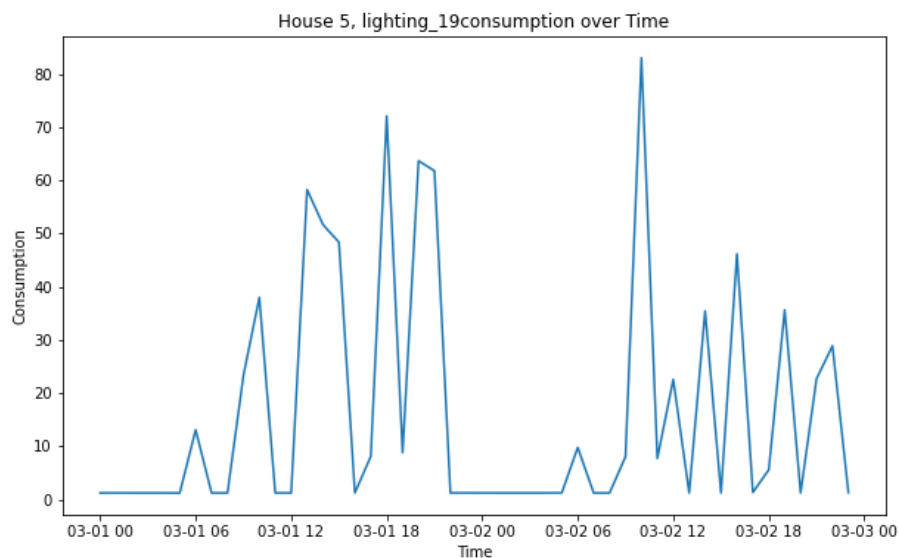
Η εικόνα υποδεικνύει ότι το μοντέλο δυσκολεύεται να εντοπίσει ρεαλιστικά μοτίβα φωτισμού, παρουσιάζοντας συχνά λανθασμένα σήματα ή υπερεκτιμήσεις διάρκειας/ισχύος.



Εικόνα 36. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_23)- Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2



Εικόνα 37. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_4)- Σπίτι-Μοντέλο 2 Πείραμα 2



Εικόνα 38. Διάγραμμα Ισχύος Φωτισμού (lighting_19)- Σπίτι-Μοντέλο 5 Πείραμα 2

5.3.2 Ανάλυση Μη Κοινών Συσκευών με Υψηλή Ενεργειακή Συνεισφορά

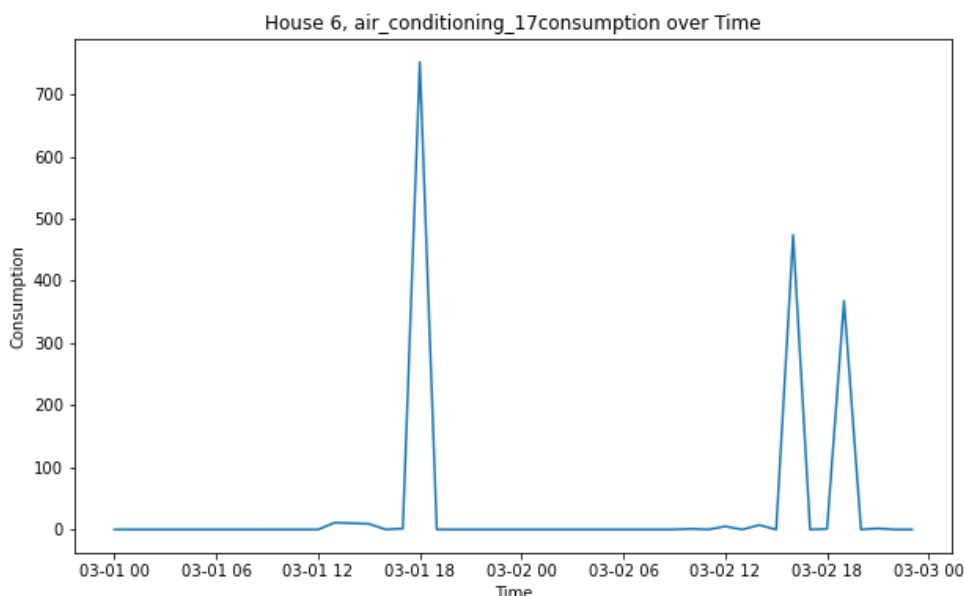
5.3.2.1 Κλιματιστικό (Air Conditioning)

Η ανάλυση της κατανάλωσης για τις συσκευές κλιματισμού (air conditioning) στο Πείραμα 2 αποκαλύπτει σημαντικές αποκλίσεις μεταξύ των Σπίτιών, τόσο σε ποσοτικό όσο και σε ποιοτικό επίπεδο.

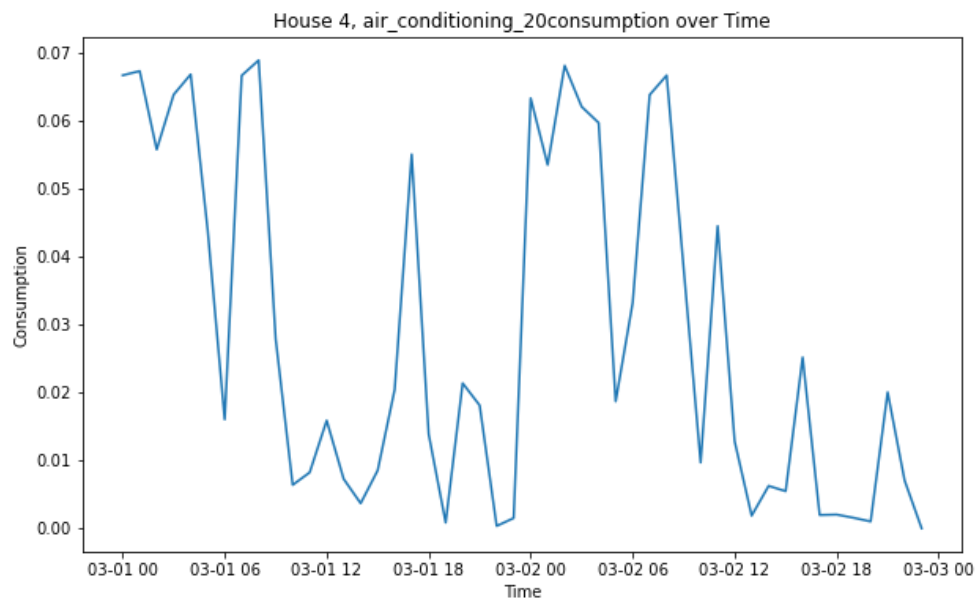
Στο σπίτι 6 εντοπίζονται οι πιο ρεαλιστικές προβλέψεις.

Οι τρεις συσκευές κλιματισμού (air_conditioning_15, 16 και 17) παρουσιάζουν συνολική κατανάλωση 4.618 kWh για το διήμερο, δηλαδή περίπου 2.31 kWh ημερησίως συνολικά. Αυτό αντιστοιχεί σε περίπου 0.77 kWh ανά ημέρα και ανά συσκευή, τιμή που είναι ρεαλιστική για τυπική οικιακή χρήση air condition. Δεδομένου ότι μια μονάδα οικιακού κλιματιστικού μπορεί να καταναλώνει 1.5–3 kWh ημερησίως σε περιόδους μέτριας χρήσης, οι προβλέψεις αυτές κρίνονται συμβατές με πραγματικά σενάρια λειτουργίας, πιθανώς σε περιβάλλον με περιορισμένη διάρκεια λειτουργίας μέσα στην ημέρα ή χρήση σε χαμηλές στροφές.

Οι τρεις συσκευές κλιματισμού (air_conditioning_15, 16 και 17) παρουσιάζουν συνολική κατανάλωση 4.618 kWh για το διήμερο, δηλαδή περίπου 2.31 kWh ανά ημέρα και ανά συσκευή. Αυτές οι τιμές είναι απολύτως συμβατές με την πραγματική χρήση air condition, δεδομένου ότι μια τυπική μονάδα μπορεί να καταναλώνει 1.5–3 kWh ημερησίως, ειδικά σε ώρες αιχμής ή όταν λειτουργεί συνεχώς για ψύξη. Επιπλέον, τα αντίστοιχα χρονικά διαγράμματα επιβεβαιώνουν ρεαλιστική κατανομή της κατανάλωσης, με εμφανείς ενεργοποιήσεις το απόγευμα και το βράδυ, καθώς και με αιχμές που ξεπερνούν τα 700 Watt, ενδεικτικές της λειτουργίας ισχυρών μονάδων.



Εικόνα 39. Διάγραμμα Ισχύος Κλιματισμού- Σπίτι-Μοντέλο 6 Πείραμα 2



Εικόνα 40. Διάγραμμα Ισχύος Κλιματισμού- Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2

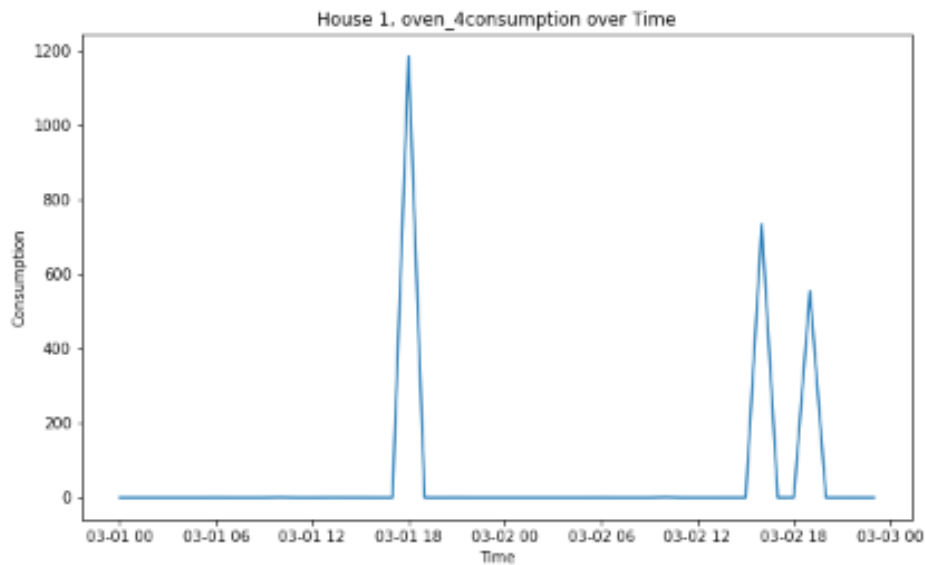
Αντιθέτως, στο σπίτι 4 καταγράφονται εξαιρετικά χαμηλές καταναλώσεις, συνολικά μόλις 0.067 kWh για όλες τις προβλεπόμενες συσκευές κλιματισμού. Οι τιμές αυτές, που αντιστοιχούν σε λιγότερο από 0.04 kWh ημερησίως, είναι μη ρεαλιστικές για οποιαδήποτε λειτουργία air condition. Παρά το γεγονός ότι τα διαγράμματα δείχνουν χαρακτηριστικά προφίλ ενεργοποίησης, όπως αυξομειώσεις ισχύος και χρονικά επαναλαμβανόμενα μοτίβα, οι τιμές παραμένουν υποεκτιμημένες. Ειδικά για τη συσκευή air_conditioning_10, η συνολική κατανάλωση φτάνει μόλις τις 0.027 kWh, παρά την παρουσία διακριτών αιχμών στα δεδομένα ισχύος.

Συνολικά, οι προβλέψεις για το σπίτι 6 κρίνονται ως ικανοποιητικές και ρεαλιστικές, τόσο με βάση τις συνολικές τιμές kWh όσο και από την ποιοτική εξέταση των προφίλ ισχύος. Αντίθετα, για το σπίτι 4, η χαμηλή συνολική κατανάλωση και η απόκλιση από την αναμενόμενη ενεργειακή συμπεριφορά υποδηλώνουν αποτυχία του μοντέλου στην αποτύπωση του πραγματικού φορτίου των συσκευών αυτών.

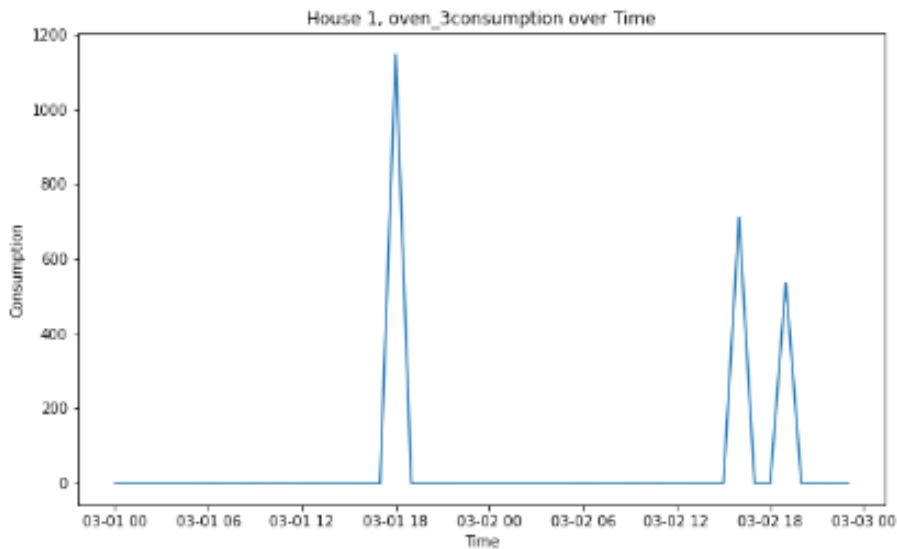
5.3.2.2 Συσκευές Μαγειρέματος (Oven & Stove)

Η κατηγορία των μαγειρικών συσκευών, που περιλαμβάνει τόσο τις ηλεκτρικές εστίες (stove) όσο και τους φούρνους (oven), εμφανίζει αξιοσημείωτα επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας στο διήμερο του Πειράματος 2. Συγκεκριμένα, οι δύο φούρνοι στο σπίτι 1 (oven_3 και oven_4) καταναλώνουν 2.398 kWh και 2.479 kWh αντίστοιχα, δηλαδή

περίπου 1.2–1.24 kWh ημερησίως. Οι τιμές αυτές είναι απολύτως ρεαλιστικές, δεδομένου ότι ένας φούρνος καταναλώνει συνήθως 1–2 kWh ανά ώρα λειτουργίας, και στο πλαίσιο οικιακής χρήσης, η παραπάνω κατανάλωση αντιστοιχεί σε μία ή δύο χρήσεις ημερησίως.



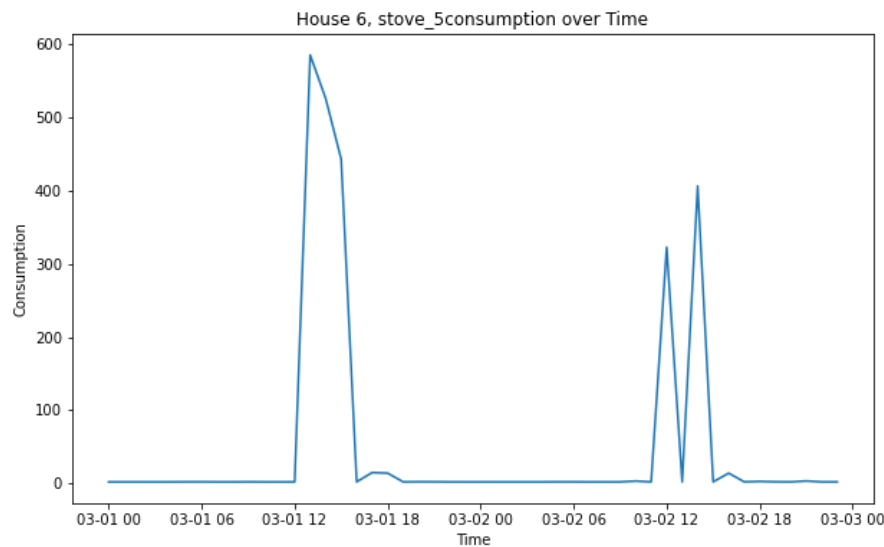
Εικόνα 41. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου- Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2



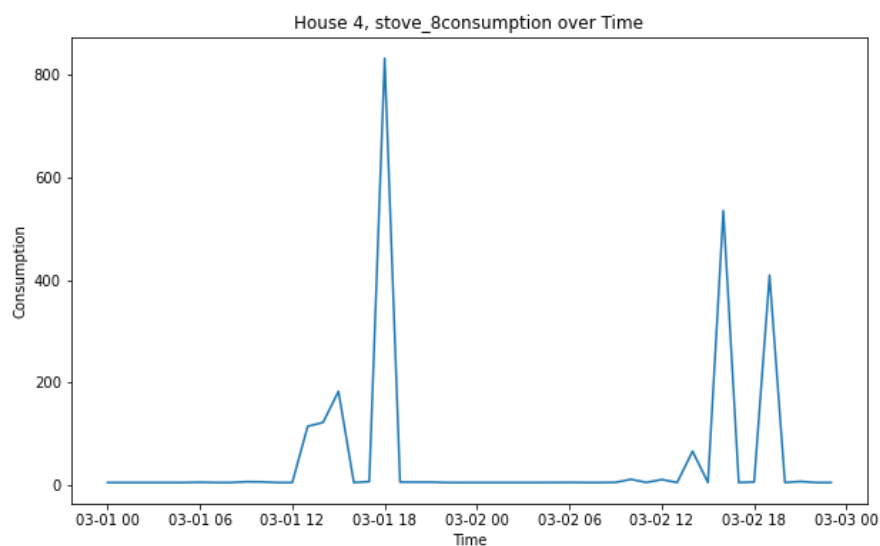
Εικόνα 42. Διάγραμμα Ισχύος Φούρνου- Σπίτι-Μοντέλο 1 Πείραμα 2

Αντίστοιχα, σημαντική είναι και η ενεργειακή επιβάρυνση από τις εστίες. Στο σπίτι 6, η συσκευή stove_5 καταναλώνει 2.411 kWh, ενώ στο σπίτι 4, η αντίστοιχη stove_8

φτάνει τις 2.487 kWh. Οι δύο αυτές τιμές –οι υψηλότερες στην κατηγορία stove– μεταφράζονται σε πάνω από 1.2 kWh ημερησίως, τιμή απολύτως εναρμονισμένη με την πραγματική χρήση για καθημερινό μαγείρεμα. Τα χρονικά διαγράμματα ισχύος ενισχύουν αυτή την εκτίμηση, δείχνοντας χαρακτηριστικά διαστήματα συνεχούς χρήσης με σχετικά υψηλή ισχύ, τα οποία συνδέονται με διαδικασίες όπως το βράσιμο, το σοτάρισμα ή η μακρά προθέρμανση.



Εικόνα 43. Διάγραμμα Ισχύος Μαγειρικών Εστιών- Σπίτι-Μοντέλο 6 Πείραμα 2



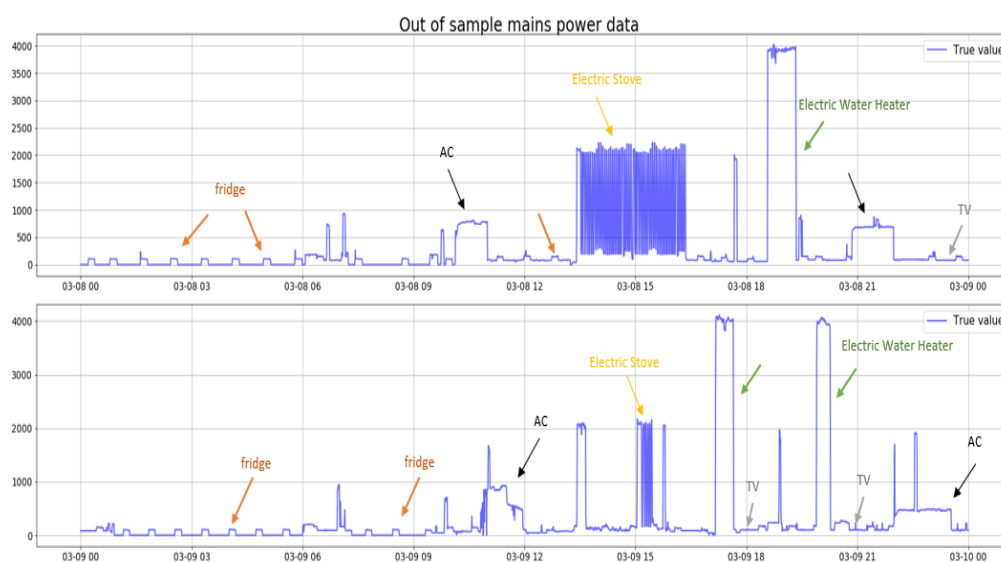
Εικόνα 44. Διάγραμμα Ισχύος Μαγειρικών Εστιών- Σπίτι-Μοντέλο 4 Πείραμα 2

Σημειώνονται επίσης μικρότερες καταναλώσεις, όπως στο σπίτι 2 με τη stove_5 (0.123 kWh) και στο σπίτι 1 με τη stove_14 (0.013 kWh), που υποδεικνύουν είτε σποραδική χρήση είτε πιθανή αστοχία εντοπισμού στη φάση πρόβλεψης. Τα χρονικά διαγράμματα των περιπτώσεων αυτών δεν δείχνουν σαφή περιοδικότητα ή αιχμές που να παραπέμπουν σε εντατική χρήση.

Συνολικά, οι μαγειρικές συσκευές αναδεικνύονται ως σημαντικοί παράγοντες στην συνολική κατανάλωση ενέργειας. Ιδιαίτερα στους φούρνους και τις ενεργά χρησιμοποιούμενες εστίες, οι προβλέψεις του μοντέλου φαίνεται να προσεγγίζουν αρκετά ρεαλιστικά τη συμπεριφορά πραγματικών χρηστών, ενισχύοντας την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων.

5.4 Ποιοτική Σύγκριση με Πραγματικά Δεδομένα Αναφοράς

Προκειμένου να εκτιμηθεί η ακρίβεια του μοντέλου σε πραγματικές συνθήκες, πραγματοποιήθηκε σύγκριση των προβλεπόμενων καταναλώσεων επιμέρους συσκευών με πραγματικές μετρήσεις, όπως αυτές παρουσιάζονται στο γράφημα κατανάλωσης από τη διπλωματική εργασία του Ν. Δούμουρα (2021). Η σύγκριση βασίστηκε σε οπτική εκτίμηση της συνολικής ισχύος κάθε συσκευής για το διήμερο, σύμφωνα με το εν λόγω διάγραμμα.



Εικόνα 45. Κυματομορφή μετρηθείσας ολικής ισχύος διάρκειας 2 ημερών και επισήμανση λειτουργίας των 5 εξεταζόμενων συσκευών

Πηγή: (Δούμουρας, 2021; Koasidis et al., 2023)

Για το ψυγείο, το οποίο χαρακτηρίζεται από σταθερή και συνεχόμενη λειτουργία, επιλέχθηκε η πρόβλεψη του refrigerator_9 από το σπίτι 4, με κατανάλωση 1.65 kWh, τιμή που βρίσκεται κοντά στο εύρος των 2.5–3.0 kWh που προκύπτει από το πραγματικό σήμα. Στην περίπτωση του κλιματιστικού, οι προβλέψεις των συσκευών air_conditioning_15, 16 και 17 από το σπίτι 6 (συνολική κατανάλωση 4.618 kWh) μια εκτίμηση που βρίσκεται πολύ κοντά στην πραγματική συνολική κατανάλωση του air condition βάσει του γραφήματος (περίπου 4–5 kWh). Τέλος, για τις μαγειρικές συσκευές, η συνδυασμένη κατανάλωση oven_3 και oven_4 του Σπίτιού 1 (συνολικά 4.877 kWh) θεωρήθηκε αντιπροσωπευτική της πραγματικής χρήσης μαγειρικών εστιών/φούρνου, η οποία χαρακτηρίζεται από ισχυρές, αλλά περιορισμένης διάρκειας αιχμές.

Η χρήση των πραγματικών δεδομένων από τη διπλωματική εργασία του Ν. Δούμουρα, και η σύγκριση των αποτελεσμάτων μας με αυτά, επέτρεψε μια πιο ουσιαστική αποτίμηση της απόδοσης του μοντέλου, μιας και εκεί ήταν οι πραγματικές καταναλώσεις των συσκευών. Το μοντέλο φαίνεται να προσεγγίζει με σχετική ακρίβεια την ενεργειακή συμπεριφορά βασικών οικιακών συσκευών.

5.5 Συμπεράσματα Πειραμάτων

Τα αποτελέσματα των δύο πειραμάτων φανερώνουν ότι η ακρίβεια των προβλέψεων δεν είναι σταθερή για όλες τις περιπτώσεις. Υπάρχουν σπίτια, όπως το σπίτι 6 και εν μέρει το σπίτι 4, όπου οι προβλέψεις αποδείχθηκαν αρκετά ρεαλιστικές για ορισμένες συσκευές. Ωστόσο, σε πολλές περιπτώσεις – ιδιαίτερα στο Πείραμα 2 – η ποιότητα της πρόβλεψης κυμαίνεται σημαντικά, ανάλογα με τον τύπο της συσκευής και τη διακύμανση του φορτίου. Το συμπέρασμα αυτό ενισχύει την ιδέα ότι η απόδοση του μοντέλου εξαρτάται τόσο από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων όσο και από την αντιστοίχισή τους με τον κατάλληλο τύπο αλγορίθμου.

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως σε αυτό το κεφάλαιο, το REDD dataset περιλαμβάνει σπίτια σε ένα διαφορετικό χρονικό πλαίσιο (περίπου μια δεκαετία πριν) καθώς και σε μια τελείως διαφορετική ήπειρο (Αμερική). Συνεπώς προκύπτει το εγγενές πρόβλημα ότι υπάρχουν αρκετές διαφορές με ένα τυπικό ελληνικό (αλλά και ευρωπαϊκό) νοικοκυριό, καθώς και ότι η πρόοδος της τεχνολογίας συνεχίζει να είναι ραγδαία και πλέον οι συσκευές είναι πολύ πιο αποδοτικές.

Αυτό όμως που επίσης είναι σαφές, είναι ότι με ένα νέο dataset πιο κοντά στα ελληνικά δεδομένα, (κάτι το οποίο θα είναι σχετικά εύκολο να γίνει με την ενσωμάτωση έξυπνων μετρητών-smart meters- σε ολοένα και περισσότερα σπίτια στην Ελλάδα), θα μπορούμε με τη χρήση ενός παρόμοιου αλγορίθμου να κάνουμε αποσύνθεση ενέργειας στα σπίτια μας σχεδόν σε πραγματικό χρόνο και να εξοικονομήσουμε το μέγιστο δυνατό όχι μόνο σε τοπικό επίπεδο αλλά και σε ευρύτερο κύκλο σαν οικονομία.

Κεφάλαιο 6. Συμπεράσματα και Προοπτικές

6.1 Συμπεράσματα

Η αποσύνθεση της ενεργειακής κατανάλωσης αποτελεί μια από τις πλέον κρίσιμες τεχνολογικές κατευθύνσεις στον σύγχρονο αγώνα για ενεργειακή αποδοτικότητα και βιωσιμότητα. Σε ένα περιβάλλον όπου η ακριβής καταγραφή και διαχείριση της κατανάλωσης ενέργειας δεν είναι μόνο τεχνική ανάγκη αλλά και πολιτική προτεραιότητα, η μη παρεμβατική καταγραφή ενεργειακής συμπεριφοράς (NILM) έρχεται να προσφέρει λύσεις χωρίς το κόστος και την πολυπλοκότητα της εγκατάστασης επιμέρους μετρητών. Η δυνατότητα να εξάγουμε χρήσιμες πληροφορίες για τη λειτουργία επιμέρους συσκευών από ένα μόνο σημείο μέτρησης είναι ιδιαίτερα σημαντική, ιδίως στις σημερινές "έξυπνες" κατοικίες και στα πλαίσια ευρύτερων ενεργειακών πολιτικών και δικτύων.

Η παρούσα εργασία είχε ως κύριο στόχο να διερευνήσει κατά πόσο ένας αλγόριθμος πρόβλεψης (Decision Tree Regressor), εκπαιδευμένος πάνω σε δεδομένα μιας συγκεκριμένης συχνότητας (3s), μπορεί να εφαρμοστεί και να αποδώσει με ρεαλιστικό τρόπο σε δεδομένα εντελώς διαφορετικής χρονικής ανάλυσης. Αυτό είναι καίριας σημασίας, διότι στη πραγματική ζωή, τα δεδομένα που καταγράφονται από διάφορες πηγές (οικιακοί καταγραφείς, έξυπνοι μετρητές, πειραματικές βάσεις δεδομένων κ.ά.) δεν είναι ποτέ απόλυτα εναρμονισμένα και δεν ακολουθούν ενιαίο πρότυπο δειγματοληψίας.

Πραγματοποιήθηκαν δύο διαφορετικά πειράματα, με στόχο να εξεταστεί η προσαρμοστικότητα του αλγορίθμου σε διαφορετικές περιπτώσεις:

Στο Πείραμα 1, προσαρμόστηκε η συχνότητα της βάσης REDD από 3s σε 1s, προκειμένου να εναρμονιστεί με πραγματικά δεδομένα συνολικής κατανάλωσης από ελληνικό νοικοκυριό. Χρησιμοποιήθηκε γραμμική παρεμβολή για την αύξηση της χρονικής ανάλυσης. Ουσιαστικά, επιχειρήθηκε να "ανεβάσουμε" την ακρίβεια των δεδομένων εκπαίδευσης ώστε να συμβαδίζουν με τα πιο συχνά καταγεγραμμένα δεδομένα του σήματος στόχου.

Στο Πείραμα 2, εξετάστηκε η αντίστροφη περίπτωση: χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια εκπαιδευμένα μοντέλα, αλλά αυτή τη φορά τα δεδομένα στόχου είχαν χαμηλότερη συχνότητα (30s). Έτσι, εφαρμόστηκε downsampling στα δεδομένα REDD, με δύο

διαφορετικές τεχνικές: μέσο όρο και πλησιέστερο γείτονα. Το ενδιαφέρον εδώ εστιάζεται στο κατά πόσο απλές τεχνικές επαναδειγματοληψίας επαρκούν για να διατηρηθεί η πληροφορία που χρειάζεται το μοντέλο, ακόμη και όταν χάνεται χρονική ανάλυση.

Αυτό που καθιστά τα πειράματα αυτά σημαντικά δεν είναι μόνο η ποιότητα των αποτελεσμάτων – παρόλο που οι προβλέψεις ήταν γενικά ρεαλιστικές – αλλά η ευελιξία και επαναχρησιμότητα του ίδιου μοντέλου σε εντελώς διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Με τη σωστή μετατροπή συχνότητας, ο ίδιος αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί είτε σε συχνότητα 1s είτε σε 30s, κάτι που μειώνει σημαντικά το κόστος και την πολυπλοκότητα σε πραγματικές εφαρμογές.

Επιπλέον, η μικρή διαφοροποίηση στα αποτελέσματα μεταξύ των τεχνικών resampling δείχνει ότι, για σήματα με σχετικά ομαλή κατανάλωση και χωρίς απότομες μεταβολές, ακόμα και βασικές τεχνικές (όπως ο μέσος όρος ή η επιλογή πλησιέστερης τιμής) μπορούν να επαρκούν. Αυτό έχει άμεσες πρακτικές συνέπειες, καθώς καθιστά εφικτή την εφαρμογή NILM τεχνικών ακόμη και σε παλιότερα ή λιγότερο πυκνά σύνολα δεδομένων, χωρίς σημαντική υποβάθμιση της απόδοσης.

Τέλος, το βασικότερο ίσως συμπέρασμα είναι ότι η επιτυχία της πρόβλεψης εξαρτάται εξίσου από την ποιότητα του μοντέλου όσο και από την ορθή προεπεξεργασία των δεδομένων εισόδου. Το να διαθέτουμε έναν καλά εκπαιδευμένο αλγόριθμο δεν είναι αρκετό από μόνο του – απαιτείται η κατάλληλη μετατροπή της χρονικής ανάλυσης ώστε η πρόβλεψη να έχει πρακτική αξία.

Σε μια εποχή όπου η ενεργειακή παρακολούθηση και εξοικονόμηση είναι πιο αναγκαίες από ποτέ, η δυνατότητα εφαρμογής ενός αλγορίθμου πρόβλεψης σε διαφορετικά δεδομένα, ανεξαρτήτως συχνότητας και προέλευσης, μπορεί να αποδειχθεί καθοριστική για την ευρύτερη υιοθέτηση τέτοιων εργαλείων από καταναλωτές ή και δημόσιους φορείς.

6.2 Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Η εργασία αυτή έδειξε ότι η τεχνολογία της αποσύνθεσης κατανάλωσης ενέργειας (NILM) δεν είναι κάτι αφηρημένο ή μακριά από την καθημερινότητά μας. Αντίθετα, μπορεί να αποτελέσει βασικό εργαλείο για τη βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας στα σπίτια, ιδίως όσο προχωρά η ψηφιοποίηση και η έξυπνη καταγραφή της κατανάλωσης ρεύματος.

Στο κοντινό μέλλον, αναμένεται να τοποθετηθούν έξυπνοι μετρητές (smart meters) σε όλα σχεδόν τα νοικοκυριά στην Ελλάδα. Αυτοί οι μετρητές θα μπορούν να καταγράφουν με μεγαλύτερη ακρίβεια και συχνότητα την κατανάλωση ρεύματος. Αν τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιηθούν σωστά, θα μπορούσαν να εφαρμοστούν μοντέλα σαν αυτά της παρούσας εργασίας για να γίνει αποσύνθεση της κατανάλωσης σε επιμέρους συσκευές.

Με αυτόν τον τρόπο, οι πάροχοι ηλεκτρικής ενέργειας ή ακόμη και δημόσιοι φορείς, θα έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν εξατομικευμένες συμβουλές εξοικονόμησης στους πολίτες. Για παράδειγμα, ένας καταναλωτής που χρησιμοποιεί υπερβολικά τον θερμοσίφωνα ή το πλυντήριο σε ακατάλληλες ώρες, θα μπορούσε να ενημερωθεί σχετικά και να λάβει προτάσεις για βελτίωση. Έτσι, τέτοιου είδους μοντέλα δεν περιορίζονται στην ακαδημαϊκή μελέτη, αλλά μπορούν να συμβάλουν άμεσα στη μείωση της ενεργειακής σπατάλης και, κατά συνέπεια, στην προστασία του περιβάλλοντος και στη μείωση των λογαριασμών ρεύματος.

Επιπλέον, το γεγονός ότι στην εργασία αυτή καταφέραμε να εφαρμόσουμε τον ίδιο εκπαιδευμένο αλγόριθμο σε δεδομένα διαφορετικής χρονικής ανάλυσης (1s και 30s) αποδεικνύει ότι τέτοιες λύσεις μπορούν να προσαρμοστούν εύκολα σε πολλές διαφορετικές περιπτώσεις. Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει ένα πολύπλοκο ή ειδικά ρυθμισμένο σύστημα για κάθε χρήστη. Αντίθετα, με κάποιες βασικές τεχνικές μετατροπής της συχνότητας (όπως η παρεμβολή ή ο μέσος όρος), ένα απλό μοντέλο μπορεί να λειτουργήσει σε διαφορετικά σπίτια με διαφορετικά δεδομένα.

Αυτή η ευελιξία είναι σημαντική για μελλοντικές εφαρμογές σε ευρεία κλίμακα, γιατί σημαίνει ότι δεν χρειάζεται κάθε σπίτι να έχει το ίδιο σύστημα ή ακριβώς την ίδια ποιότητα δεδομένων. Αντίθετα, το μοντέλο μπορεί να "προσαρμοστεί" στα διαθέσιμα δεδομένα, αρκεί αυτά να είναι αρκετά αξιόπιστα και με κατάλληλη επεξεργασία.

Κλείνοντας, η εργασία αυτή δείχνει έναν δρόμο προς πιο προσβάσιμες, ελαφριές και πρακτικές εφαρμογές NILM, που δεν απαιτούν ακριβό εξοπλισμό ή υπερβολικά τεχνική εγκατάσταση. Αν στο μέλλον η πολιτεία ή ιδιωτικοί φορείς επιδιώξουν να αξιοποιήσουν τέτοιες λύσεις, υπάρχουν πλέον ενδείξεις ότι αυτό μπορεί να γίνει με εφικτό και οικονομικό τρόπο, προσφέροντας πραγματική αξία στον τελικό καταναλωτή.

Βιβλιογραφία

- Baldi, P. (2012). Autoencoders, unsupervised learning, and deep architectures. In Proceedings of the 2012 International Conference on Machine Learning (ICML) Workshop on Unsupervised and Transfer Learning (pp. 37–50). <https://proceedings.mlr.press/v27/baldi12a/baldi12a.pdf>
- Batra, N., Kelly, J., Parson, O., Dutta, H., Knottenbelt, W., Rogers, A., ... & Srivastava, M. (2014, June). NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring. In Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems (pp. 265-276).
- Bonfigli, R., Felicetti, A., Principi, E., Fagiani, M., Squartini, S., & Piazza, F. (2018). Denoising autoencoders for non-intrusive load monitoring: Improvements and comparative evaluation. *Energy and Buildings*, 158, 1461–1474. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.11.054>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Du, C., Huang, Y., Kong, W., & Dong, Z. Y. (2021). A GAN-based method for high-resolution electricity disaggregation from low-frequency data. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 12(6), Article 72. <https://doi.org/10.1145/3469843>
- Faustine, A., Mvungi, N. H., Kaijage, S., & Michael, K. (2017). A survey on non intrusive load monitoring methodologies and techniques for the energy disaggregation problem. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.00785>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870–1891. <https://doi.org/10.1109/5.192069>
- He, K., & Chai, K. M. A. (2016). Empirical analysis of disaggregation algorithms for energy consumption data. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2571–2577. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2016/359>

- He, K., Stankovic, L., Liao, J., & Stankovic, V. (2015). Non-intrusive load disaggregation using graph signal processing. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(3), 1739–1747. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2581494>
- Kaselimi, M., Protopapadakis, E., Voulodimos, A., Doulamis, N., & Doulamis, A. (2022). Towards trustworthy energy disaggregation: A review of challenges, methods, and perspectives for non intrusive load monitoring. *Sensors*, 22(15), 5872. <https://doi.org/10.3390/s22155872>
- Kelly, J., & Knottenbelt, W. (2015). Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation. *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments (BuildSys '15)*, 55–64. <https://doi.org/10.1145/2821650.2821672>
- Kelly, J., & Knottenbelt, W. (2015). The UK DALE dataset, domestic appliance level electricity demand and whole house demand from five UK homes. *Scientific Data*, 2, Article 150007. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.7>
- Kim, H., Marwah, M., Arlitt, M., Lyon, G., & Han, J. (2011). Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements. In *Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining* (pp. 747–758). <https://doi.org/10.1137/1.9781611972818.64>
- Koasidis, K., Marinakis, V., Doukas, H., Doumouras, N., Karamaneas, A., & Nikas, A. (2023). Equipment and time constrained data acquisition protocol for non intrusive appliance load monitoring. *Energies*, 16(21), 7315. <https://doi.org/10.3390/en16217315>
- Kolter, J. Z., & Johnson, M. J. (2011). REDD: A public data set for energy disaggregation research. In *Proceedings of the SustKDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability* (pp. 1–6). ACM. <http://redd.csail.mit.edu>
- Le Quy, T., Zerr, S., Ntoutsis, E., & Nejdli, W. (2021). Data augmentation for dealing with low sampling rates in NILM. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.02055>

- Lee, K. C. R., Andersen, A. G., Christensen, D., & Leeb, S. B. (2017). The Almanac of Minutely Power Dataset (AMPds): Industrial, residential and municipal use-case dataset(s) [Data set]. University of Victoria.
- Li, Y. (2018). Deep reinforcement learning: An overview. arXiv preprint arXiv:1701.07274. <https://arxiv.org/abs/1701.07274>
- Liu, Y., Wang, Y., & Ma, J. (2024). Non-Intrusive Load Monitoring in Smart Grids: A Comprehensive Review. arXiv preprint arXiv:2403.06474. <https://arxiv.org/abs/2403.06474>
- Maasoumy, M., Sanandaji, B. M., Poolla, K., & Vincentelli, A. S. (2013). BERDS: BERkeley Energy Disaggregation Data Set [Data set]. University of California, Berkeley. <http://www.eecs.berkeley.edu/~maasoumy/>
- Massidda, L., Marrocu, M., & Boi, F. (2021). Deep learning and time series forecasting for load disaggregation. *Energy and Buildings*, 253, 111478. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111478>
- Nalmpantis, C., & Vrakas, D. (2019). Machine learning approaches for non-intrusive load monitoring: from qualitative to quantitative comparison. *Artificial Intelligence Review*, 52, 217-243.
- Picon, T., Nait Meziane, M., Ravier, P., Lamarque, G., Novello, C., Le Bunetel, J.-C., & Raingeaud, Y. (2016). COOLL: Controlled On/Off Loads Library, a public dataset of high-sampled electrical signals for appliance identification [Preprint]. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.05803>
- Schirmer, P. A., & Mporas, I. (2023). Non-Intrusive Load Monitoring: A Review. *IEEE Transactions on Smart Grids*, 14(1), 769–784. <https://doi.org/10.1109/TSG.2022.3189598>
- Shabbir, N., Vassiljeva, K., Nourollahi Hokmabad, H., Husev, O., Petlenkov, E., & Belikov, J. (2024). Comparative analysis of machine learning techniques for non-intrusive load monitoring. *Electronics*, 13(8), 1420.
- Spiliotis, E. (2023). Time series forecasting with statistical, machine learning, and deep learning methods: Past, present, and future. In *Forecasting with Artificial Intelligence: Theory and Applications* (pp. 49-75). Cham: Springer Nature Switzerland.

- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.). MIT Press. ISBN: 978-0262039246
- Vapnik, V. N. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-2440-0>
- Vogel, M., Friedli, M., Camenzind, M., Kniesel, G., Klemenjak, C., Gugolz, G., ... Calatroni, A. (2024). The SmartNIALMeter Electrical Appliance Disaggregation Dataset [Data set]. Data in Brief (under review). <https://doi.org/10.5281/zenodo.10875988>
- Wang, Z., Brown, D. E., & Gillett, M. P. (2017). Residential energy disaggregation using K-nearest neighbors. In 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). <https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8274524>
- Yungang Pan, Ke Liu, Zhaoyan Shen, Xiaojun Cai & Zhiping Jia. (2020). Sequence-to-Subsequence Learning With Conditional GAN for Power Disaggregation. Proceedings of the IEEE Signal Processing Society SigPort.
- Zhuang, M., Shahidehpour, M., & Li, Z. (2018, November). An overview of non-intrusive load monitoring: Approaches, business applications, and challenges. In 2018 international conference on power system technology (POWERCON) (pp. 4291-4299). IEEE.