



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Τ.Ε.

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανάλυση μετρήσεων από πραγματικές

βάσεις δεδομένων για αλγορίθμους Αναγνώρισης

Φορτίων μέσω Μη-Παρεμβατικής Προσέγγισης (NILM)

ΓΕΩΡΓΑΡΑΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ Α.Μ.: ΗΝ07576

Επιβλέπων: Άγγελος Μπουχουράς, Επίκουρος Καθηγητής Π.Δ.Μ

KOZANH 2023

(Υπογραφή)

.....

ΓΕΩΡΓΑΡΑΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

Ηλεκτρολόγος Μηχανικός Τ.Ε., ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα τελευταία χρόνια η σωστή διαχείριση της ηλεκτρικής ενέργειας αποτελεί ένα από τα δυσκολότερα προβλήματα. Παράγοντες στα προβλήματα αυτά είναι η έλλειψη δεδομένων, οι δυσκολίες αποθήκευσης της ηλεκτρικής ενέργειας, το υποβαθμισμένο δίκτυο και η μη έγκαιρη ανίχνευση βλαβών, παραπέμπουν σε απώλειες ηλεκτρικής ενέργειας.

Ένας από τους βασικούς στόχους είναι η αναβάθμιση του καταναλωτή από παθητικό σε ενεργό, δηλαδή θα γνωρίζει το προφίλ της κατανάλωσης και της κάθε συσκευής. Ο χρήστης θα πρέπει να καταγράφεται και να επιλέγονται από τον ίδιο ενέργειες που συμβάλουν στην οικονομικότερη επιλογή στην κατανάλωση της ενέργειας. Η μετατροπή του καταναλωτή από παθητικό σε ενεργό επιτυγχάνεται με την εγκατάσταση ενός «έξυπνου» μετρητή στον κεντρικό πίνακα.

Σημαντική είναι η εύρεση μιας μεθοδολογίας που θα ομαδοποιεί τα φορτία με βάση τα ηλεκτρολογικά χαρακτηριστικά τους, να αναγνωρίζει το κάθε συνδεδεμένο φορτίο και αναλύει την κατανάλωσή τους σε ένα δίκτυο.

Ένα σύστημα μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου (Non-Intrusive Load Monitoring-NILM) συμβάλει στην εξοικονόμηση της ηλεκτρικής ενέργειας και την άμεση εύρεση σφαλμάτων της εγκατάστασης με την καταγραφή, συλλογή και ανάλυση των ηλεκτρικών μεγεθών. Τα συστήματα αυτά κυρίως εφαρμόζονται σε δίκτυα χαμηλής τάσης.

ΛΕΞΕΙΣ-ΚΛΕΙΔΙΑ: Βάση δεδομένων , Αναγνώριση φορτίου , μη παρεμβατική , μετρήσεις.

ABSTRACT

In recent years, the correct management of electricity has been one of the most difficult problems. Factors in these problems are the lack of data, the difficulties of storing electricity, the degraded network and the untimely detection of faults, refer to losses of electricity.

One of the main goals is to upgrade the consumer from passive to active, i.e. he will know the profile of consumption and of each device. The user should be recorded and actions that contribute to the most economical choice in energy consumption should be selected by him. The conversion of the consumer from passive to active is achieved by installing a "smart" meter in the central panel.

It is important to find a methodology that groups loads based on their electrical characteristics, recognizes each connected load and analyzes their consumption in a network.

A non-intrusive load monitoring system (Non-Intrusive Load Monitoring-NILM) contributes to the saving of electricity and the immediate fault finding of the installation by recording, collecting and analyzing the electrical quantities. These systems are mainly applied in low voltage networks.

KEYWORDS: Database , Load identification , non-intrusive , measurements.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένεια μου για την στήριξη και την κατανόηση που έδειξαν όλα αυτά τα χρόνια. Και ένα μεγάλο ευχαριστώ στον επιβλέποντα κ. Μπουχουρά Άγγελο, επίκουρο καθηγητή Π.Δ.Μ, για την ανάθεση της Πτυχιακής Εργασίας τόσο για την εμπιστοσύνη όσο και για την καθοδήγηση του όλο αυτόν τον καιρό.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη.....	3
ABSTRACT.....	4
1 Εισαγωγή	8
1.1 Στόχος της Εργασίας	14
2 Δίκτυα Ηλεκτρικής Ενέργειας.....	14
2.1 Συμβατικά & Έξυπνα δίκτυα	14
2.2 Επιτήρηση Φορτίου	17
Παρεμβατική.....	Σφάλμα! Δεν έχει οριστεί σελιδοδείκτης.
Μη-Παρεμβατική.....	19
3 Αναγνώριση Φορτίων μέσω Μη-Παρεμβατικής Προσέγγισης (NILM).....	20
3.1 Σύντομο Ιστορικό	20
3.2 Μηχανική μάθηση.....	21
3.3 Πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της μηχανικής εκμάθησης	25
3.4 Μη-παρεμβατική παρακολούθηση του φορτίου.....	27
3.5 Βάσεις Δεδομένων NILM.....	28
3.6 Θετικά χαρακτηριστικά της χρήσης NILM.....	31

3.7	Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Κατοικίας	33
3.8	NILM σε Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Κατοικίας και διαχωρισμός συσκευών	35
4	Μελέτη περίπτωσης εφαρμογής NILM με SYND.	40
4.1	Μετρήσεις και κατηγορίες συσκευών	40
4.1.2	Συνεχώς σε λειτουργία	44
4.1.3	Περιοδική.....	44
4.1.4	Μεμονωμένες	45
4.1.5	Πολλαπλών μοτίβων	45
4.1.6	Δημιουργία συνόλου δεδομένων	46
4.2	Αρχεία δεδομένων	57
4.3	Ανάλυση.....	60
4.4	Στατιστική ομοιότητα συσκευών	67
5	Συμπεράσματα	75
	Βιβλιογραφία	76

1. Εισαγωγή

Ο οικοδομικός τομέας είναι ένας από τους βασικούς τομείς που συμβάλλουν σημαντικά στην κατανάλωση ενέργειας (Batra et al., 2014c). Η ζήτηση ενέργειας σε αυτόν τον τομέα αυξάνεται σταδιακά για μια χρονική περίοδο. Ως εκ τούτου, υπάρχει ανάγκη βελτιστοποίησης της χρήσης ενέργειας σε οικιστικά / εμπορικά κτίρια για τη μείωση των εκπομπών άνθρακα. Η κατανάλωση ενέργειας των κτιρίων μπορεί να μειωθεί είτε με την κατασκευή / σχεδιασμό ενεργειακά αποδοτικών κτιρίων είτε με τη βελτιστοποίηση της χρήσης ενέργειας σε υπάρχοντα κτίρια. Η πρώτη προσέγγιση είναι μια δαπανηρή και χρονοβόρα διαδικασία. Ωστόσο, η δεύτερη προσέγγιση είναι εφικτή χρησιμοποιώντας προηγμένα συστήματα παρακολούθησης ενέργειας και αξιοποιώντας την ενέργεια με υπεύθυνο τρόπο. Η ενεργειακή σπατάλη μπορεί να αποφευχθεί παρακολουθώντας την ενεργειακή κατανάλωση κτιρίων και αναφέροντας την στους καταναλωτές για τη λήψη των απαραίτητων ενεργειών. Αναφέρεται ότι η συμπεριφορά του καταναλωτή παίζει ζωτικό ρόλο στην αποτελεσματική χρήση της ενέργειας. Επιπλέον, οι καταναλωτές είναι πιθανό να αλλάξουν τα πρότυπα χρήσης ενέργειας, εάν τους δοθούν τα σχόλια σχετικά με τις λεπτομέρειες κατανάλωσης ενέργειας. Πρόσφατα, έξυπνοι μετρητές έχουν εγκατασταθεί σε κτίρια για να πάρουν μια εικόνα για την κατανάλωση ενέργειας. Ο έξυπνος μετρητής παρακολουθεί τη συνολική κατανάλωση ενέργειας του κτηρίου και το αναφέρει στους καταναλωτές σε τακτά χρονικά διαστήματα (λεπτά / ωριαία / καθημερινή / εβδομαδιαία) ή συνεχώς με βάση τις προτιμώμενες διαμορφώσεις των έξυπνων μετρητών. Αναφέρθηκε ότι η συγκεντρωτική ανάδραση ενέργειας μειώνει την

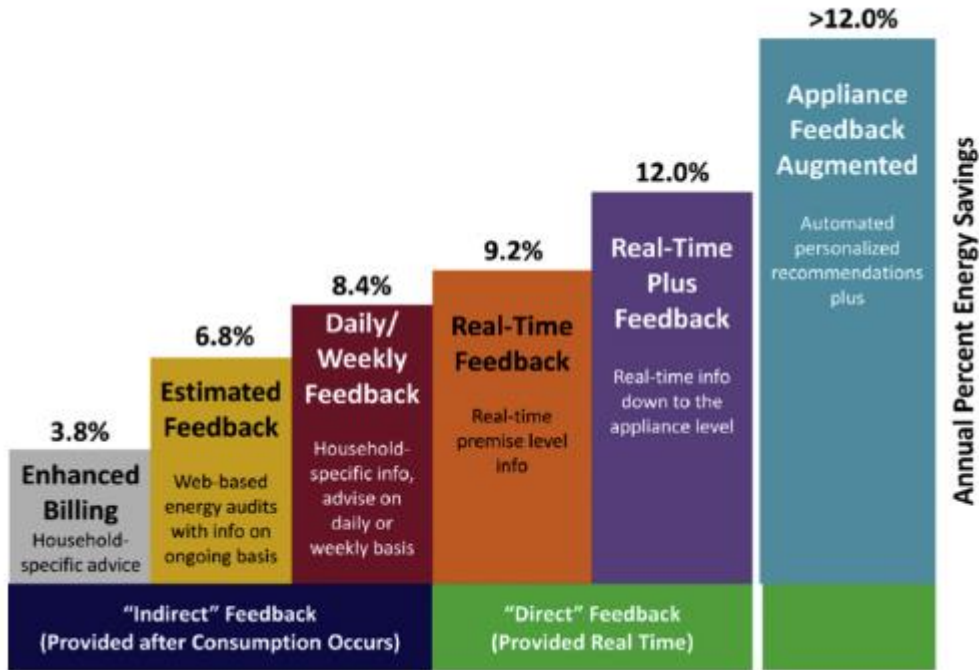
κατανάλωση ενέργειας περίπου 3% (Davis et al., 2013; Devis, 2011). Ορισμένες μελέτες δείχνουν ότι η ανάδραση σε πραγματικό χρόνο της κατανάλωσης ενέργειας σε επίπεδο κτιρίου θα μπορούσε να εξοικονομήσει περίπου 9% (Armel et al., 2013). Ωστόσο, αυτοί οι έξυπνοι μετρητές έχουν πληροφορίες μόνο για τη συνολική κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο κτιρίου και όχι για κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο συσκευής. Σε πολλές μελέτες, έχει αναφερθεί ότι οι συνολικές πληροφορίες για την κατανάλωση ενέργειας δεν θα άλλαζαν σημαντικά τη συμπεριφορά χρήσης ενέργειας του καταναλωτή (Janssen, 2018; Hazas et al., 2011). Από την άλλη πλευρά, η κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο συσκευής θα ήταν ακριβή λόγω της εγκατάστασης μετρητών ενέργειας, πρόσθετων καλωδίων και απαιτήσεων χώρου για κάθε συσκευή.

Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα, ο Hart (1992) εισήγαγε μη παρεμβατική τεχνική παρακολούθησης φορτίου (NILM) για να διαχωρίσει τη συνολική κατανάλωση ενέργειας του κτιρίου μέσω ενός μόνο έξυπνου μετρητή. Το σύστημα NILM ανιχνεύει την κατάσταση ενεργοποίησης και απενεργοποίησης των συσκευών και στη συνέχεια διαχωρίζει την κατανάλωση ενέργειας στο επίπεδο της συσκευής από τη συνολική ενέργεια που αποκτάται μέσω ενός μόνο μέτρου. Το NILM περιλαμβάνει διαδικασίες όπως η απόκτηση δεδομένων, η εξαγωγή χαρακτηριστικών, η ανίχνευση συμβάντων, η αναγνώριση φορτίου και η κατανομή ενέργειας. Το σύστημα NILM καταγράφει υπογραφές κάθε συσκευής χρησιμοποιώντας τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (AI) / μηχανικής εκμάθησης (ML). Οι συσκευές ανιχνεύονται είτε μέσω εποπτευόμενων ή μη εποπτευόμενων μαθησιακών προσεγγίσεων. Η εξαγωγή ισχυρών δυνατοτήτων κατά τη διάρκεια σταθερών και παροδικών λειτουργιών βοηθά στη διάκριση των συμβάντων των συσκευών. Ο ρυθμός δειγματοληψίας των έξυπνων μετρητών παίζει σημαντικό ρόλο στην

αποτελεσματική καταγραφή των υπογραφών των συσκευών. Ωστόσο, πρέπει να ανταλλάξουμε μεταξύ της επιλογής του ποσοστού δειγματοληψίας και της απόδοσης ενεργειακού διαχωρισμού. Όσο υψηλότερος, ο ρυθμός δειγματοληψίας θα αύξανε το κόστος των μονάδων υλικού καθώς και του συστήματος NILM. Επιπλέον, ο χειρισμός δεδομένων δειγματοληψίας υψηλής ταχύτητας είναι πιο περίπλοκος και θα απαιτούσε υψηλό χρόνο υπολογισμού για την προ επεξεργασία και την κατανομή ενέργειας σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, πολλοί αλγόριθμοι NILM έχουν αναπτυχθεί για αποτελεσματική ενεργειακή κατανομή με βελτιωμένη απόδοση. Οι πληροφορίες σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο συσκευής θα βοηθούσαν τους καταναλωτές να κατανοήσουν τη συμπεριφορά χρήσης των συσκευών τους και να λάβουν τα απαραίτητα μέτρα για καλύτερη χρήση των συσκευών αποφεύγοντας σταδιακά την ενεργειακή σπατάλη.

Η εικόνα 1 απεικονίζει την εκτιμώμενη εξοικονόμηση ενέργειας των διαφόρων σχεδίων. Οι αναφερόμενες μελέτες δείχνουν ότι οι καταναλωτές θα μπορούσαν να εξοικονομήσουν έως και 12% όταν τους παρέχεται ο λογαριασμός ηλεκτρικής ενέργειας με λεπτομερή κατανάλωση ενέργειας μεμονωμένων συσκευών (Armel et al., 2013). Ωστόσο, πρέπει να σημειωθεί ότι η αναφερόμενη μελέτη έχει διεξαχθεί με λιγότερα δείγματα.

Εκτιμώμενη ετήσια εξοικονόμηση ενέργειας για διαφορετικά σχήματα ανατροφοδότησης κατανάλωσης ενέργειας (Armel et al., 2013). Η μελέτη δείχνει ότι η ανατροφοδότηση κατανάλωσης ενέργειας σε επίπεδο συσκευής θα μπορούσε να εξοικονομήσει έως και 12% σε σχέση με άλλα σχήματα.



ΕΙΚΟΝΑ 1: Ετήσια εξοικονόμηση ενέργειας για διαφορετικά σχήματα ανατροφοδότησης κατανάλωσης ενέργειας (Armel et al., 2013).

Επιπλέον, η αποτελεσματική εφαρμογή του NILM θα ωφελήσει σημαντικά σε διάφορες πτυχές (Armel et al., 2013; Batra, 2017). Από την πλευρά του καταναλωτή, μια λεπτομερής ανάλυση ενέργειας σε επίπεδο συσκευής θα τους βοηθούσε να εντοπίσουν τις αναποτελεσματικές συσκευές που καταναλώνουν περισσότερη ενέργεια από την ονομαστική κατανάλωση ενέργειας. Επομένως, οι καταναλωτές μπορούν να αντικαταστήσουν μια αναποτελεσματική συσκευή με μια νέα για εξοικονόμηση ενέργειας. Επιπλέον, το σύστημα NILM θα μπορούσε επίσης να βοηθήσει στη διάγνωση σφαλμάτων ή ανωμαλίας στη λειτουργία με έναν μη ενοχλητικό τρόπο. Επομένως, οι έγκαιρες ειδοποιήσεις θα μπορούσαν να αποφύγουν πιθανές καταστροφικές βλάβες στα κτίρια. Το σύστημα NILM βοηθά επίσης στην αξιολόγηση της απόδοσης των συσκευών

παρακολουθώντας για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα. Η κατανάλωση ενέργειας μιας μεμονωμένης συσκευής βοηθά τους αντίστοιχους κατασκευαστές να βελτιώσουν την ενεργειακή απόδοση των προϊόντων τους. Ο ενεργειακός διαχωρισμός χρησιμοποιώντας το NILM θα μπορούσε να βοηθήσει στη ζήτηση προγραμμάτων απόκρισης σε έξυπνα δίκτυα. Οι εξατομικευμένες προτάσεις μπορούν να σταλούν στους καταναλωτές για τη μείωση ή την αναβολή της χρήσης των αναφερόμενων συσκευών (π.χ. πλυντήριο ρούχων) σε χρόνο εκτός αιχμής για εξοικονόμηση ενέργειας (Armel et al., 2013; Batra, 2017).

Η εικόνα 2 αντιπροσωπεύει την επισκόπηση της ενεργειακής διαχείρισης των φορτίων / συσκευών χρησιμοποιώντας την τεχνική NILM. Η πλήρης διαδικασία διαχείρισης ενέργειας χρησιμοποιώντας το NILM θα περιλαμβάνει νέα χαρακτηριστικά όπως ανάλυση συμπεριφοράς συσκευών, αναγνώριση της λειτουργίας ανωμαλίας και υποβάθμιση της απόδοσης κατά τη γήρανσή της.

Διαχείριση ενέργειας των συσκευών με χρήση NILM - ένας πλήρης κύκλος. Η NILM δεν παρακολουθεί μόνο τα γεγονότα και την ενέργεια. Είναι επίσης ικανό να παρακολουθεί τη συμπεριφορά της συσκευής και να οδηγεί στον εντοπισμό ανωμαλιών και υποβάθμισης της απόδοσης κατά τη γήρανσή της.



ΕΙΚΟΝΑ 2: Επισκόπηση της ενεργειακής διαχείρισης των φορτίων / συσκευών χρησιμοποιώντας την τεχνική NILM.

Επιπλέον, πρόσφατα η τεχνολογία NILM έχει προχωρήσει σημαντικά λόγω των εξελίξεων στους έξυπνους μετρητές και της βελτιωμένης απόδοσης της μηχανικής μάθησης και των προσεγγίσεων βαθιάς μάθησης. Ως εκ τούτου, υπάρχει ανάγκη διεξαγωγής μιας εκτεταμένης επισκόπησης των προηγμένων τεχνικών NILM που καλύπτουν όλες τις πτυχές του NILM που θα πρέπει επίσης να καθοδηγήσουν νέους ερευνητές στο NILM και να βρουν πιθανή προσαρμογή σε διαφορετικές εφαρμογές για πιο αξιόπιστες και οικονομικά αποδοτικές λύσεις .

1.1 Στόχος της Εργασίας

Η παρούσα μελέτη, μελετά τους αλγόριθμους που επιτρέπουν την αναγνώριση στις συσκευές που καταναλώνουν ενέργεια εντός ενός οικιακού συστήματος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 : ΔΙΚΤΥΑ ΗΛΕΚΤΡΙΚΗΣ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

2.1 Συμβατικά & Έξυπνα δίκτυα

Τα παραδοσιακά δίκτυα ηλεκτρικής ενέργειας δεν είχαν σχεδόν καθόλου δυνατότητες αποθήκευσης, βασίζονται στη ζήτηση και έχουν ιεραρχική δομή. Σε ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας, η τάση μειώνεται σταδιακά, ώστε η ηλεκτρική ενέργεια να μπορεί να χρησιμοποιηθεί από αυτούς τους διαφορετικούς καταναλωτές: από τα επίπεδα τάσης μετάδοσης έως τα επίπεδα τάσης διανομής έως τα επίπεδα τάσης λειτουργίας. Συνήθως, γίνεται διάκριση μεταξύ μετάδοσης (δίκτυο μετάδοσης: υψηλή και πολύ υψηλή τάση) και διανομής (δίκτυο διανομής: χαμηλότερη τάση), όπου εμφανίζονται διαφορετικά συστήματα καλωδίωσης. Ο σκοπός ενός ηλεκτρικού δικτύου είναι να διασφαλιστεί ότι η ηλεκτρική ενέργεια παρέχεται πάντα όταν και όπου χρειάζεται, χωρίς διακοπή, και υπάρχουν πολλές προκλήσεις όπου ένα έξυπνο δίκτυο μπορεί ήδη να προσφέρει λύσεις/απαντήσεις. Δεδομένης της πολυπλοκότητας και των πολλαπλών προκλήσεων που μπορεί να προκύψουν, όπως οι συνέπειες των σοβαρών καιρικών συνθηκών, οι ζημιές από την άγρια ζωή, η ανθρώπινη δολιοφθορά και άλλοι εξωτερικοί και εσωτερικοί παράγοντες

(ζητήματα βλάβης εξοπλισμού και κρίσιμων στοιχείων) η διαχείριση ενός δικτύου είναι πολύ περίπλοκη και οι ειδικοί πλέον καλούνται να λάβουν υπόψη τις επιλογές σχετικά με τους ενεργειακούς κανονισμούς και τις πρωτοβουλίες των κυβερνήσεων.

Τα έξυπνα δίκτυα - ως έννοια - έγιναν γνωστά πριν από μια δεκαετία και είναι απαραίτητα στον ψηφιακό μετασχηματισμό του τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας.

Υπάρχει ένας ικανοποιητικός αριθμός ερευνών και δημοσιεύσεων αναφορικά με τον ενεργειακό διαχωρισμό, μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου. Οι πρόσφατες ανακαλύψεις στην μηχανική μάθηση και την ΤΠΕ οδήγησαν στρατηγικές που βασίζονται σε μηχανική μάθηση για τα NILM. Καθώς αναπτύσσεται, τα σύνολα δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας χρησιμεύουν ως βάση δοκιμών για αλγόριθμους. Τα σύνολα δεδομένων δημιουργούνται χρησιμοποιώντας εξοπλισμό και επεξεργάζονται την μέτρηση ενέργεια που δίνονται από έξυπνους μετρητές.

Ένα έξυπνο δίκτυο είναι ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας που επιτρέπει μια αμφίδρομη ροή ηλεκτρικής ενέργειας και δεδομένων, οπότε η έξυπνη μέτρηση θεωρείται συχνά ως ένα πρώτο βήμα.

Τα μεγάλα δεδομένα ανάλυσης και οι τεχνολογίες IoT είναι σημαντικοί οδηγοί τεχνολογίας στα έξυπνα δίκτυα, τα έξυπνα δίκτυα αξιοποιούν περισσότερες τεχνολογίες, αλλά δεν αφορούν μόνο την πληροφορική. Ένα έξυπνο δίκτυο είναι ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας που επιτρέπει μια αμφίδρομη ροή ηλεκτρικής ενέργειας και δεδομένων με τεχνολογία ψηφιακών επικοινωνιών που επιτρέπει την ανίχνευση, την αντίδραση και τη δράση σε αλλαγές χρήσης και πολλαπλά ζητήματα. Τα έξυπνα δίκτυα έχουν δυνατότητες αυτοθεραπείας και επιτρέπουν στους πελάτες ηλεκτρικής ενέργειας να γίνουν ενεργός

συμμετέχων. Ένα έξυπνο δίκτυο εξυπηρετεί πολλούς σκοπούς και η μετάβαση από τα παραδοσιακά ηλεκτρικά δίκτυα στα έξυπνα δίκτυα προέρχεται από πολλούς παράγοντες, όπως η απορρύθμιση της αγοράς ενέργειας, οι εξελίξεις στις μετρήσεις, οι αλλαγές στο επίπεδο παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, η αποκέντρωση (κατανεμημένη ενέργεια), η έλευση του εμπλεκόμενου «καταναλωτή», αλλαγή κανονισμών, άνοδος μικροπαραγωγής και (απομονωμένων) μικροδικτύων, εντολές και νομοθεσίες ανανεώσιμης ενέργειας με περισσότερες πηγές ενέργειας και νέα σημεία όπου και σκοπούς για τους οποίους απαιτείται ηλεκτρική ενέργεια (π.χ. σημεία φόρτισης ηλεκτρικών οχημάτων).

Στα έξυπνα δίκτυα, οι δυνατότητες αυτοθεραπείας καθιστούν δυνατή την αυτόματη ανίχνευση και ανταπόκριση σε προβλήματα δικτύου και διασφάλιση γρήγορης αποκατάστασης μετά από διαταραχές. Η αμφίδρομη ροή ηλεκτρικής ενέργειας και δεδομένων που είναι το ουσιαστικό χαρακτηριστικό ενός έξυπνου δικτύου επιτρέπει την τροφοδοσία πληροφοριών και δεδομένων στους διάφορους ενδιαφερόμενους φορείς στην αγορά ηλεκτρικής ενέργειας που μπορούν να αναλυθούν για τη βελτιστοποίηση του δικτύου, την πρόβλεψη πιθανών ζητημάτων, την αντίδραση ταχύτερα όταν προκύψουν προκλήσεις και να δημιουργήσουν νέες ικανότητες - και υπηρεσίες - καθώς το τοπίο ισχύος αλλάζει.

Η αγορά ηλεκτρικής ενέργειας, η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας, οι κανονισμοί, οι απαιτήσεις διαφόρων ενδιαφερομένων και η ίδια η παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας αλλάζουν. Έτσι, πρωτοβουλίες έξυπνου δικτύου υπάρχουν σε όλο τον κόσμο, αν και μερικές φορές με διαφορετικές προσεγγίσεις και στόχους. Ενώ το έξυπνο δίκτυο εξακολουθεί να αναφέρεται στη αμφίδρομη μετάδοση δεδομένων και ηλεκτρικής

ενέργειας (με καταναλωτές και οργανισμούς που παράγουν επίσης ηλεκτρική ενέργεια), η έννοια και η εμβέλεια του όρου έχει διευρυνθεί λόγω των πολλών δυνατοτήτων που δίνει η σημαντική αυτή αλλαγή και όλο και περισσότερες τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται σε πλαίσιο ανάπτυξης έξυπνων δικτύων. Αυτό περιλαμβάνει, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, τεχνολογίες IoT (τα ηλεκτρικά δίκτυα είναι λειτουργίες υψηλής έντασης αισθητήρων από πολύ πριν κάποιος χρησιμοποιήσει τον όρο IoT), bigdata και προηγμένα αναλυτικά στοιχεία με τεχνητή νοημοσύνη και μηχανική εκμάθηση, άφθονα πρότυπα επικοινωνίας που χρησιμοποιούνται για την αποστολή δεδομένων από το ένα σημείο στο άλλο (π.χ. από έξυπνους μετρητές σε εταιρείες κοινής ωφέλειας) και περισσότερες τεχνολογίες (ψηφιακά δίδυμα, για παράδειγμα) που βλέπουμε να εμφανίζονται στον ψηφιακό μετασχηματισμό των υπηρεσιών κοινής ωφέλειας και στη Σύμφωνα με τις «Top 10 Worldwide Utilities 2019 Predictions» της IDC έως το 2020, το 65% των εταιρειών ηλεκτρικής ενέργειας, φυσικού αερίου και ύδρευσης θα έχουν επενδύσει σε προηγμένα αναλυτικά στοιχεία/υπολογιστές καθώς προσπαθούν για λειτουργική αριστεία και την καλύτερη βελτιστοποίηση των περιουσιακών τους στοιχείων.

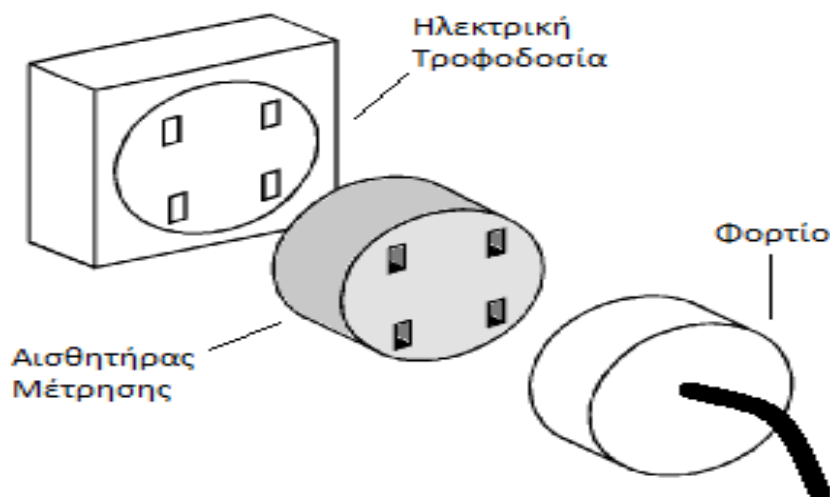
2.2 Επιτήρηση Φορτίου

Παρεμβατική:

Η παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου συνίσταται στη χρήση μιας συσκευής μέτρησης για τη μέτρηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας μιας ή περισσότερων συσκευών. Λέγεται ότι είναι «παρεμβατικό» προκειμένου να υποδείξει ότι ο μετρητής στον οποίο χρησιμοποιείται η παρακολούθηση της ενέργειας βρίσκεται στο εσωτερικό της κατοικίας,

συνήθως κοντά στη συσκευή που παρακολουθείται. Στην ουσία, ένα παρεμβατικό σύστημα παρακολούθησης φορτίου χρησιμοποιεί έναν μηχανισμό μέτρησης της κατανάλωσης ενέργειας μιας συσκευής από ένα σύστημα μέτρησης που συνδέει κάθε συσκευή στους μετρητές ισχύος εντός του χώρου. Απαιτεί, λοιπόν, έλεγχο εντός του χώρου και έτσι ορίζεται ως παρεμβατικό Σύστημα. Τα αποτελέσματα που ελήφθησαν με παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου είναι ακριβείς, ωστόσο, απαιτεί περίτεχνη εγκατάσταση και συνεπάγεται υψηλό κόστος που συνήθως απαιτεί καλωδίωση και μονάδες για αποθήκευση δεδομένων. Οι τεχνικές παρακολούθησης φορτίου μπορούν επίσης να χωριστούν σε άμεσες ή έμμεσες τεχνικές παρακολούθησης.

Η άμεση παρακολούθηση αναφέρεται συχνά ως φυσικά παρεμβατική διαδικασία, και μετρά τις ηλεκτρικές ιδιότητες της ισχύος κάθε απαίτησης συσκευής. Η διαδικασία περιλαμβάνει μία μικροσκοπική low-end συσκευή που είναι συνδεδεμένη στο καλώδιο τροφοδοσίας κάθε συσκευής, για τη μέτρηση της ενέργειας που καταναλώνουν οι συσκευές. Η κατάσταση λειτουργίας μια συσκευή σηματοδοτείται στη συσκευή συλλογής δεδομένων, κάθε φορά που η συσκευή είναι ενεργοποιημένη. Το ηλεκτρομαγνητικό πεδίο που παράγεται από τη ροή ρεύματος μέσω του σύρματος χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της ισχύος που αντλεί η συσκευή. Αν και αυτό παρέχει ακριβή μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας δεν είναι πάντα οικονομικά εφικτό.



ΕΙΚΟΝΑ 3: Μέθοδος Παρεμβατικής επιτήρησης φορτίων.

Μη-Παρεμβατική:

Η μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου συνίσταται στη μέτρηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας έναν έξυπνο μετρητή, που συνήθως είναι τοποθετημένος στον πίνακα του μετρητή. Είναι επίσης γνωστός ως ένας αισθητήρας μέτρησης δεδομένου ότι η όλη διαδικασία βασίζεται σε ένα μόνο σημείο της μέτρησης. Αυτή η μέθοδος είναι μη παρεμβατική που σημαίνει ότι δεν έχει εγκατασταθεί επιπλέον εξοπλισμός μέσα στο σπίτι. Δεδομένου ότι πρόκειται για διαδικασία μέτρησης ενός αισθητήρα, οι συσκευές υπερτίθενται για να κατανοήσουν τη συμβολή μεμονωμένων συσκευών, λόγω του ότι πρέπει να διαχωριστούν. Αυτή η λειτουργία διαχωρισμού της ενέργειας που αντλεί η κάθε συσκευή ονομάζεται διαίρεση του συνολικού ηλεκτρισμού κατανάλωσης. Η μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου είναι απλή και αποτελεί αξιόπιστο τρόπο για τον προσδιορισμό της χρήσης ενέργειας και επομένως της κατάστασης λειτουργίας συγκεκριμένων συσκευών, μεταφέροντας την ανάλυση του συνολικού φορτίου που υπολογίζεται από τον κύριο μετρητή του κτιρίου. Η διαδικασία

του NILM περιλαμβάνει επίσης την ανάλυση της ατομικής κατανάλωση ενέργειας της συσκευής, η αφαίρεση των συσκευών που χρησιμοποιούνται σε ένα κτίριο καθώς και οι αλλαγές που συμβαίνουν στην τάση και το ρεύμα που εισέρχεται σε ένα κτίριο. Η μέτρηση θεωρείται μη παρεμβατική αφού δεν περιλαμβάνει εισβολή στο κτίριο ή στους χώρους των καταναλωτών κατά τη μέτρηση την κατανάλωση ενέργειας διαφόρων συσκευών. Έξυπνοι μετρητές εξοπλισμένα με τεχνολογία NILM χρησιμοποιούνται από εταιρείες για να ερευνούν τις ιδιαίτερες χρήσεις ηλεκτρικής ενέργειας σε διαφορετικά σπίτια. Το NILM λαμβάνεται υπόψη ως οικονομικά αποδοτική εναλλακτική στις παρεμβατικές τεχνικές παρακολούθησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Αναγνώριση Φορτίων μέσω Μη-Παρεμβατικής

Προσέγγισης (NILM)

3.1 Σύντομο Ιστορικό

Η ιδεολογία πίσω από την ανάλυση του φορτίου προκειμένου να καταγραφεί επινοήθηκε από τον George W. Hart ενώ προσπάθησε να συλλέξει και να εξετάσει δεδομένα οικιακού φορτίου ως μέρος ενός οικιακού φωτοβολταϊκού συστήματος. Η αναγνώριση της αλλαγής σταδίων είτε στην ενεργό είτε μη ισχύ από το συνολικό φορτίο είναι η αρχή λειτουργίας για την παρακολούθηση του φορτίου, και εκτελείται τροποποιώντας την κατάσταση λειτουργίας των διαφόρων συσκευών του πελάτη. Το NILM εγκαθίσταται προσωρινά για να αναλύσει τα χαρακτηριστικά των συσκευών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προτείνουν τρόπους μείωσης της ζήτησης και του κόστους ενέργειας.

3.2 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση (ML) είναι ένας τύπος τεχνητής νοημοσύνης (AI) που επιτρέπει στις εφαρμογές λογισμικού να γίνονται πιο ακριβείς στην πρόβλεψη των αποτελεσμάτων χωρίς να είναι ρητά προγραμματισμένες να το κάνουν. Οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης χρησιμοποιούν ιστορικά δεδομένα ως είσοδο για να προβλέψουν νέες τιμές εξόδου.

Οι μηχανές συστάσεων είναι μια συνηθισμένη περίπτωση χρήσης για μηχανική εκμάθηση. Άλλες δημοφιλείς χρήσεις περιλαμβάνουν τον εντοπισμό απάτης, το φιλτράρισμα ανεπιθύμητων μηνυμάτων, τον εντοπισμό απειλών κακόβουλου λογισμικού, την αυτοματοποίηση επιχειρηματικών διαδικασιών και την προγνωστική συντήρηση.

Η μηχανική μάθηση είναι σημαντική διότι δίνει στις επιχειρήσεις μια άποψη για τις τάσεις στη συμπεριφορά των πελατών και τα επιχειρησιακά πρότυπα των επιχειρήσεων, καθώς και υποστηρίζει την ανάπτυξη νέων προϊόντων. Πολλές από τις κορυφαίες εταιρείες του σήμερα, όπως το Facebook, η Google και η Uber, κάνουν τη μηχανική εκμάθηση κεντρικό μέρος των εργασιών τους. Η μηχανική μάθηση έχει γίνει ένας σημαντικός ανταγωνιστικός παράγοντας διαφοροποίησης για πολλές εταιρείες.

Η κλασική μηχανική μάθηση συχνά κατηγοριοποιείται με βάση το πώς ένας αλγόριθμος μαθαίνει να γίνεται πιο ακριβής στις προβλέψεις του. Υπάρχουν τέσσερις βασικές προσεγγίσεις:

- **Η εποπτευόμενη μάθηση,**
- **Η μάθηση χωρίς επίβλεψη,**
- **Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση**
- **Και η ενισχυτική μάθηση.**

α. Εποπτευόμενη μάθηση

Σε αυτόν τον τύπο μηχανικής μάθησης, οι επιστήμονες δεδομένων παρέχουν αλγόριθμους με δεδομένα εκπαίδευσης με ετικέτα και ορίζουν τις μεταβλητές που θέλουν να αξιολογήσει ο αλγόριθμος για συσχετίσεις. Καθορίζονται τόσο η είσοδος όσο και η έξοδος του αλγορίθμου.

Λειτουργία:

Η εποπτευόμενη μηχανική εκμάθηση απαιτεί από τον προγραμματιστή με την εισαγωγή δεδομένων να εκπαιδεύσει τον αλγόριθμο τόσο με εισόδους με ετικέτα επισύμμανσης όσο και με επιθυμητές εξόδους. Οι αλγόριθμοι εποπτευόμενης μάθησης είναι καλοί για τις ακόλουθες εργασίες:

- **Διαδική ταξινόμηση:** Διαίρεση δεδομένων σε δύο κατηγορίες.
- **Ταξινόμηση πολλαπλών τάξεων:** Επιλογή μεταξύ περισσότερων από δύο τύπων απαντήσεων.
- **Μοντελοποίηση παλινδρόμησης:** Πρόβλεψη συνεχών τιμών.
- **Ensembling:** Συνδυάζει τις προβλέψεις πολλαπλών μοντέλων μηχανικής μάθησης για να παράγει μια ακριβή πρόβλεψη.

β. Εκμάθηση χωρίς επίβλεψη

Αυτός ο τύπος μηχανικής εκμάθησης περιλαμβάνει αλγόριθμους που εκπαιδεύονται σε δεδομένα χωρίς ετικέτα. Ο αλγόριθμος σαρώνει μέσα από σύνολα δεδομένων αναζητώντας οποιαδήποτε ουσιαστική σύνδεση. Τα δεδομένα στα οποία εκπαιδεύονται οι αλγόριθμοι καθώς και οι προβλέψεις ή οι συστάσεις που παράγουν είναι προκαθορισμένα.

Λειτουργία:

Οι αλγόριθμοι μηχανικής εκμάθησης χωρίς επίβλεψη δεν απαιτούν επισήμανση δεδομένων. Φιλτράρουν τα δεδομένα χωρίς ετικέτα για να αναζητήσουν μοτίβα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ομαδοποίηση σημείων δεδομένων σε υποσύνολα.

Οι περισσότεροι τύποι βαθιάς μάθησης, συμπεριλαμβανομένων των νευρωνικών δικτύων, είναι αλγόριθμοι χωρίς επίβλεψη. Οι αλγόριθμοι μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι καλοί για τις ακόλουθες εργασίες:

- **Ομαδοποίηση:** Διαχωρισμός του συνόλου δεδομένων σε ομάδες με βάση την ομοιότητα.
- **Ανίχνευση ανωμαλιών:** Προσδιορισμός ασυνήθιστων σημείων δεδομένων σε ένα σύνολο δεδομένων.
- **Εξόρυξη συσχέτισης:** Προσδιορισμός συνόλων στοιχείων σε ένα σύνολο δεδομένων που εμφανίζονται συχνά μαζί.
- **Μείωση διαστάσεων:** Μείωση του αριθμού των μεταβλητών σε ένα σύνολο δεδομένων.

γ. Ημι-εποπτευόμενη μάθηση

Αυτή η προσέγγιση στη μηχανική μάθηση περιλαμβάνει ένα συνδυασμό των δύο προηγούμενων τύπων. Οι εισαγωγείς δεδομένων μπορεί να τροφοδοτούν έναν αλγόριθμο που φέρει ως επί το πλείστον δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά το μοντέλο είναι ελεύθερο να εξερευνήσει τα δεδομένα μόνο του και να αναπτύξει τη δική του κατανόηση του συνόλου δεδομένων.

Λειτουργία:

Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση λειτουργεί προγραμματιστή με την εισαγωγή δεδομένων που τροφοδοτούν έναν αλγόριθμο μικρής ποσότητας επισημασμένων δεδομένων εκπαίδευσης. Από αυτό, ο αλγόριθμος μαθαίνει τις διαστάσεις του συνόλου δεδομένων, τις οποίες μπορεί στη συνέχεια να εφαρμόσει σε νέα, χωρίς ετικέτα δεδομένα. Η απόδοση των αλγορίθμων συνήθως βελτιώνεται όταν εκπαιδεύονται σε σύνολα δεδομένων με ετικέτα. Αλλά η επισήμανση δεδομένων μπορεί να είναι χρονοβόρα και δαπανηρή.

Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση χτυπά μια μέση λύση μεταξύ της απόδοσης της εποπτευόμενης μάθησης και της αποτελεσματικότητας της μάθησης χωρίς επίβλεψη. Ορισμένοι τομείς όπου χρησιμοποιείται ημι-εποπτευόμενη μάθηση περιλαμβάνουν:

- **Μηχανική μετάφραση:** Διδασκαλία αλγορίθμων για τη μετάφραση γλώσσας που βασίζονται σε λιγότερο από ένα πλήρες λεξικό λέξεων.
- **Ανίχνευση απάτης:** Εντοπισμός περιπτώσεων απάτης όταν έχετε μόνο μερικά θετικά παραδείγματα.
- **Δεδομένα επισήμανσης:** Οι αλγόριθμοι που έχουν εκπαιδευτεί σε μικρά σύνολα δεδομένων μπορούν να μάθουν να εφαρμόζουν αυτόματα ετικέτες δεδομένων σε μεγαλύτερα σύνολα.

δ. Ενισχυτική μάθηση

Οι επιστήμονες δεδομένων συνήθως χρησιμοποιούν την ενισχυτική μάθηση για να διδάξουν μια μηχανή να ολοκληρώσει μια διαδικασία πολλαπλών βημάτων για την οποία υπάρχουν σαφώς καθορισμένοι κανόνες. Οι προγραμματιστές δεδομένων προγραμματίζουν έναν αλγόριθμο για την ολοκλήρωση μιας εργασίας και της δίνουν

θετικά ή αρνητικά στοιχεία καθώς επεξεργάζεται πώς να ολοκληρώσει μια εργασία. Αλλά ως επί το πλείστον, ο αλγόριθμος αποφασίζει μόνος του ποια βήματα θα κάνει στην πορεία.

Λειτουργία:

Η ενισχυτική μάθηση λειτουργεί προγραμματίζοντας έναν αλγόριθμο με έναν ξεχωριστό στόχο και ένα προδιαγεγραμμένο σύνολο κανόνων για την επίτευξη αυτού του στόχου. Οι επιστήμονες δεδομένων προγραμματίζουν επίσης τον αλγόριθμο να αναζητά θετικές ανταμοιβές τις οποίες λαμβάνει όταν εκτελεί μια ενέργεια που είναι ευεργετική για τον τελικό στόχο.

Η ενισχυτική μάθηση χρησιμοποιείται συχνά σε τομείς όπως:

- **Ρομποτική:** Τα ρομπότ μπορούν να μάθουν να εκτελούν εργασίες στον φυσικό κόσμο χρησιμοποιώντας αυτήν την τεχνική.
- **Παιχνίδι βίντεο:** Η ενισχυτική μάθηση έχει χρησιμοποιηθεί για να διδάξει τα bots να παίζουν διάφορα βιντεοπαιχνίδια.
- **Διαχείριση πόρων:** Δεδομένων των πεπερασμένων πόρων και ενός καθορισμένου στόχου, η ενισχυτική μάθηση μπορεί να βοηθήσει τις επιχειρήσεις να σχεδιάσουν τον τρόπο κατανομής των πόρων.

3.3 Πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της μηχανικής εκμάθησης

Η μηχανική μάθηση έχει δει περιπτώσεις χρήσης που κυμαίνονται από την πρόβλεψη της συμπεριφοράς των πελατών έως τη διαμόρφωση του λειτουργικού συστήματος για αυτοκίνητα αυτόνομης οδήγησης.

Όσον αφορά τα πλεονεκτήματα, η μηχανική μάθηση μπορεί να βοηθήσει τις επιχειρήσεις να κατανοήσουν τους πελάτες τους σε βαθύτερο επίπεδο. Συλλέγοντας δεδομένα πελατών και συσχετίζοντας τα με συμπεριφορές με την πάροδο του χρόνου, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να μάθουν συσχετισμούς και να βοηθήσουν τις ομάδες να προσαρμόσουν τις πρωτοβουλίες ανάπτυξης προϊόντων και μάρκετινγκ στη ζήτηση των πελατών.

Ορισμένες εταιρείες χρησιμοποιούν τη μηχανική μάθηση ως κύριο οδηγό στα επιχειρηματικά τους μοντέλα. Η Uber, για παράδειγμα, χρησιμοποιεί αλγόριθμους για να ταιριάξει προγράμματα οδήγησης με αναβάτες. Η Google χρησιμοποιεί μηχανική εκμάθηση για να εμφανίσει τις διαφημίσεις οδήγησης στις αναζητήσεις.

Αλλά η μηχανική μάθηση έχει μειονεκτήματα. Πρώτα και κύρια, μπορεί να είναι ακριβό. Τα έργα μηχανικής μάθησης καθοδηγούνται συνήθως από επιστήμονες δεδομένων, οι οποίοι έχουν υψηλούς μισθούς. Αυτά τα έργα απαιτούν επίσης υποδομή λογισμικού που μπορεί να είναι ακριβή.

Υπάρχει επίσης το πρόβλημα της μεροληψίας μηχανικής μάθησης. Οι αλγόριθμοι που έχουν εκπαιδευτεί σε σύνολα δεδομένων που αποκλείουν ορισμένους πληθυσμούς ή περιέχουν σφάλματα μπορούν να οδηγήσουν σε ανακριβή μοντέλα του κόσμου που, στην καλύτερη περίπτωση, αποτυγχάνουν και, στη χειρότερη, εισάγουν διακρίσεις. Όταν μια επιχείρηση βασίζει τις βασικές επιχειρηματικές διαδικασίες σε προκατειλημμένα μοντέλα, μπορεί να βλάψει ρυθμιστικά και φήμη.

3.4 Μη-παρεμβατική παρακολούθηση του φορτίου.

Η μη-παρεμβατική παρακολούθηση βασίζεται στον διαχωριστή φορτίου ο οποίος χρησιμοποιεί φιλτράρισμα σωματιδίων (PF) για την εκτίμηση της κατάστασης της συσκευής των χρησιμοποιημένων συσκευών. Οι συσκευές είναι ένα μοντέλο Markov (HMM) που ορίζουν καταστάσεις συσκευών και σχετίζονται με την ζήτηση της ισχύος. Τα μοντέλα συσκευών συνδυάζονται σε κλασματικό μοντέλο Markov (FHMM) που διαμορφώνει την συνολική ζήτηση του ηλεκτρικού ρεύματος στα νοικοκυριά. Το PF χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας σύμφωνα με τα συγκεκριμένα μοντέλα. Εν συνεχεία ένας δείκτης καθορίζει την κατάσταση της συσκευής και την κατάσταση λειτουργίας βάση των δεδομένων της συσκευής. Χρησιμοποιούμε τα δεδομένα από δυο νοικοκυριά (ID 0 και ID 2) για 7 ημέρες. Το PF από τον αριθμό των χρησιμοποιημένων σωματιδίων, προσδιορίζουμε 1000 ως τον κατάλληλο αριθμό. Οι μετρήσεις αυτές αποτελούνται από 6 διαφορετικές συσκευές όπου βλέπουμε στην παρακάτω εικόνα 4. Εκτός από τις χρησιμοποιημένες συσκευές, παρουσιάζεται επίσης η ακρίβεια του διαχωριστή φορτίου. Η ακρίβεια (ACC) ορίζεται ως:

$$ACC = \frac{TP + TN}{N}$$

όπου TP είναι ο αριθμός των φορών που μια συσκευή ανιχνεύεται ως ON (ανοιχτή), το TN είναι ο αριθμός των φορών που μια συσκευή ανιχνεύεται ως OFF (κλειστή) και το N είναι ο αριθμός των δειγμάτων.

House ID 0		House ID 2	
Type	ACC	Type	ACC
TV	0.91	hair dryer	0.99
coffee machine	0.99	light	0.97
dishwasher	0.96	dishwasher	0.46
fridge	0.93	fridge	0.90
vacuum cleaner	0.99	water kettle	0.99
water kettle	0.99	washing machine	0.80

EIKONA 4: Ακρίβεια διαχωριστή φορτίου για τις ισχύς των σπιτιών 0 και 2.

3.5 Βάσεις Δεδομένων NILM

Στην εποχή των σύγχρονων και επαναστατικών δικτύων συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, οι περισσότερες επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας τείνουν να αναβαθμίσουν τις συμβατικές αρχιτεκτονικές δικτύου σε πιο προηγμένες, τεχνικά συνετές, αυτοθεραπευόμενες, καλύτερα ελεγχόμενες και βελτιστοποιημένες τεχνολογίες έξυπνων δικτύων. Ως προϋπόθεση των εξελιγμένων συστημάτων ισχύος και ενέργειας, μια αποτελεσματική τεχνική παρακολούθησης φορτίου συσκευής (ALM) τεκμηριώνει την αξιόπιστη διαχείριση ενέργειας μέσω της παροχής ασφαλούς, αδιάλειπτης και οικονομικής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας για τους καταναλωτές. Σχετικά με αυτό, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου (ILM) για τον εντοπισμό και τη ρύθμιση του μοτίβου χρήσης της συσκευής σε πραγματικό χρόνο.

Ωστόσο, αυτές οι μέθοδοι απαιτούν περισσότερο εξοπλισμό και πόρους ανίχνευσης και μέτρησης, που αποφέρουν ακριβή συντήρηση, εσφαλμένη λειτουργία και μειωμένη βιωσιμότητα. Αντίθετα, ο πιο αποτελεσματικός τρόπος για το ALM είναι η μη παρεμβατική παρακολούθηση του φορτίου της συσκευής (NIALM ή NILM), όπου

διασφαλίζεται η εύλογη συντήρηση, η ακριβής λειτουργία και η παρατεταμένη βιωσιμότητα με λιγότερες απαιτήσεις πόρων μέτρησης.

Το NILM αναδεικνύεται ως σημαντικό συστατικό των τεχνικών έξυπνης μέτρησης ενέργειας που καθορίζει το ατομικό προφίλ κατανάλωσης ενέργειας διαφορετικών ηλεκτρικών συσκευών χρησιμοποιώντας ένα μόνο σημείο μέτρησης. Οι βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις τελευταίας τεχνολογίας ξεκινούν με τη στοιχειώδη έρευνα που εννοιολογήθηκε από τον George W. Hart. Τρεις κύριες προσεγγίσεις για την ανάλυση και την παρακολούθηση δεδομένων ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως ανάλυση σταθερής κατάστασης, ανάλυση μεταβατικής κατάστασης και μη παραδοσιακά χαρακτηριστικά συσκευής.

Η ανάλυση σταθερής κατάστασης ανιχνεύει τις αλλαγές στην αναγνώριση φορτίου λαμβάνοντας υπόψη τις σταθερές καταστάσεις των συσκευών. η ανάλυση μεταβατικής κατάστασης εστιάζει στις μεταβατικές καταστάσεις στο προφίλ κατανάλωσης ενέργειας, ενώ η τελευταία τεχνική επικεντρώνεται στον προσδιορισμό των άτυπων χαρακτηριστικών των ηλεκτρικών οργάνων για την παρακολούθηση τους.

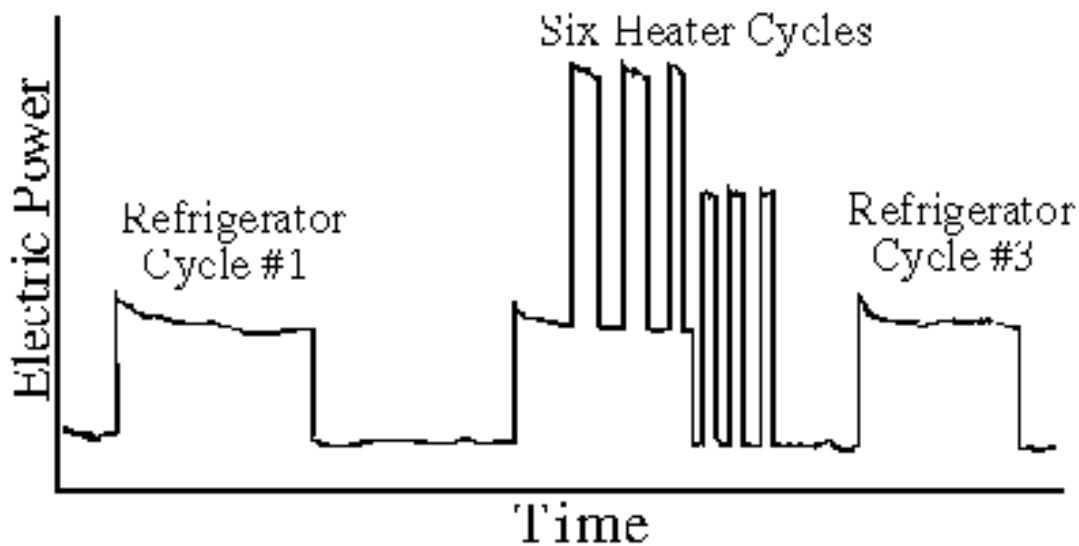
Τα πιθανά στοιχεία χαρακτηριστικών πρέπει να καθοριστούν σε σχέση με τον διαχωρισμό της συσκευής και την αναγνώριση τύπου. Ένας αριθμός ερευνητικών μεθοδολογιών έχει διατυπωθεί με επίκεντρο την εξαγωγή σημαντικών και αναγνωρίσιμων τιμών χαρακτηριστικών από εγγραφές ηλεκτρικών συσκευών. Μια νέα τεχνική εξαγωγής υπογραφών μη παρεμβατικού φορτίου η οποία αρχικά επιλέγει τα υποψήφια συμβάντα που είναι πιθανό να συσχετιστούν με τη συσκευή χρησιμοποιώντας γενικές υπογραφές και ένα βήμα φιλτραρίσματος συμβάντων.

Στη συνέχεια, εφαρμόζει έναν αλγόριθμο ομαδοποίησης για να αναγνωρίσει τα αυθεντικά συμβάντα αυτής της συσκευής και στο τρίτο βήμα, οι κύκλοι λειτουργίας των συσκευών εκτιμώνται χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο συσχέτισης. Μια άλλη νέα τεχνική NILM παρουσιάζεται, όπου εφαρμόζεται ο σχεδιασμός κυματιδίων και η μηχανική εκμάθηση.

Τα πρόσφατα σχεδιασμένα κυματίδια εφαρμόζονται σε ένα δοκιμαστικό σύστημα που αποτελείται από τέσσερα φορτία και παρατηρείται βελτιωμένη ακρίβεια πρόβλεψης σε σύγκριση με την παραδοσιακή μέθοδο που βασίζεται σε κυματίδια. Οι ερευνητές έχουν εφαρμόσει φάσματα ισχύος των συντελεστών μετασχηματισμού κυματιδίων (WTCs) για παρακολούθηση και αναγνώριση φορτίου. Επιπλέον, η ανάλυση συνεχούς μετασχηματισμού κυματιδίων (CWT) για την εύρεση διανυσμάτων χαρακτηριστικών για μεταβατικές τάσεις μεταγωγής για NILM τεκμηριώνεται στο, όπου οι μηχανές διανύσματος υποστήριξης (SVM) εκπαιδεύονται με αυτά τα χαρακτηριστικά για την αναγνώριση φορτίων. Επιπλέον, η μεθοδολογία NILM που βασίζεται σε ορθογώνια κυματίδια, όπου χρησιμοποιούνται εποπτευόμενοι και ημι-εποπτευόμενοι ταξινομητές για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας διαχωρισμού φορτίου. Αναφέρονται η εξαγωγή χαρακτηριστικών για την αναγνώριση της συσκευής με χρήση τροποποιημένου μετασχηματισμού κυματιδίων και μεθόδων μετασχηματισμού S. Παρακινήμένοι ερευνητές και επαγγελματίες καινοτομούν υπολογιστικά περίπλοκες και εξαιρετικά βελτιωμένες μεθοδολογίες για λύσεις NILM από την αρχή αυτής της ιδέας.

Ως παράδειγμα, τα μικροσκοπικά χαρακτηριστικά που συλλέγονται από μετρήσεις ρεύματος και τάσης, ο θόρυβος φάσης μεμονωμένης συσκευής ως νέο χαρακτηριστικό υπογραφής φορτίου και μια τεχνική που περιλαμβάνει τυχαία πεδία υπό όρους γραμμικής αλυσίδας (CRF).

Η Εικόνα 5 απεικονίζει την συνολική ενεργειακή κατανάλωση σε συνάρτηση με τον χρόνο μιας κατοικίας σε διάστημα 2 ωρών. Παρακολουθώντας το διάγραμμα βλέπουμε την λειτουργία ενός ψυγείου και μιας θερμάστρας με 3 κύκλους και 6 κύκλους λειτουργίας αντίστοιχα. Εμφανείς είναι οι μεταβολές ενέργειας των δύο αυτών συσκευών με βάσει τις κυματομορφές του διαγράμματος ανάλογα με το αν είναι σε λειτουργία η όχι.

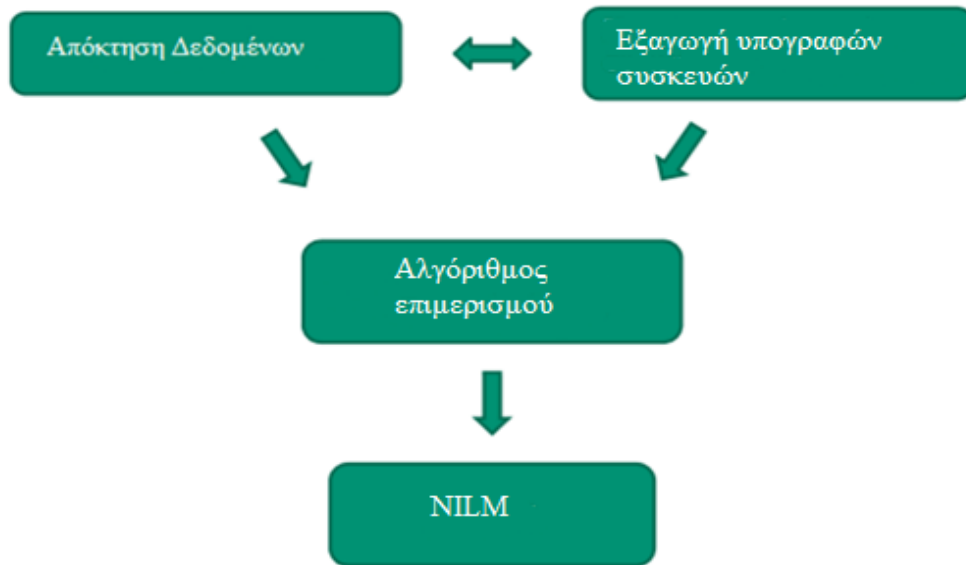


ΕΙΚΟΝΑ 5: Διάγραμμα ηλεκτρικής ισχύος για την λειτουργία των δυο ηλεκτρικών συσκευών.

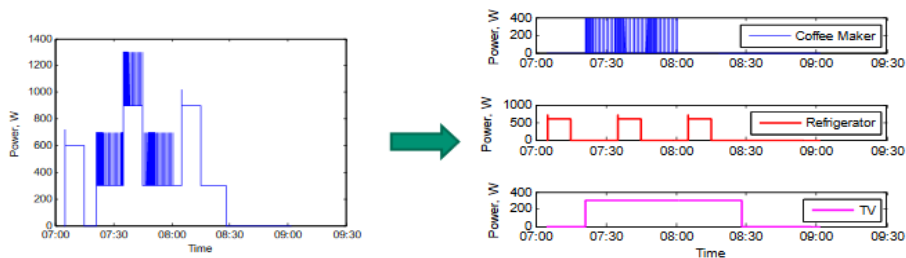
3.6 Θετικά χαρακτηριστικά της χρήσης NILM

Αναλύοντας τα δεδομένα του έξυπνου μετρητή, το NILM προσδιορίζει μία «ηλεκτρική υπογραφή» για κάθε συσκευή στο νοικοκυριό και στη συνέχεια χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο για να επιμερίσει τις υπογραφές από το σύνολο της καταναλισκόμενης ενέργειας. Αντί για ένα συνολικό άθροισμα για την κατανάλωση ενέργειας, το NILM

επιτρέπει στους χρήστες να δουν μόνο πόσο συμβάλει η λειτουργία μια συσκευής (π.χ. ψυγείο) στο μηνιαίο λογαριασμό του ηλεκτρικού ρεύματος.



ΕΙΚΟΝΑ 6: Λειτουργία Αλγόριθμου NILM.



ΕΙΚΟΝΑ 7: Επιμερισμός ενέργειας μέσω NILM.

3.7 Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Κατοικίας

Τα κτίρια είναι στην πραγματικότητα ο πιο απαιτητικός τομέας όσον αφορά την κατανάλωση ενέργειας, αντιπροσωπεύοντας το 40% της συνολικής πρωτογενούς ενέργειας και αντιπροσωπεύοντας το 74% της ηλεκτρικής ενέργειας που πωλείται στις ΗΠΑ. Για το λόγο αυτό, τα Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Οικιακής Χρήσης (HEMS) γίνονται όλο και πιο σημαντικά για να αντιστρέψουν τη συνεχώς αυξανόμενη τάση στην (ηλεκτρική) κατανάλωση ενέργειας. Το HEMS προσφέρει πλεονεκτήματα τόσο στους κάτοικους όσο και στους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας. Για τους κατοίκους, τα HEMS είναι ένα μέσο μείωσης της κατανάλωσης ενέργειας σε ένα νοικοκυριό (ή, ίσως πιο σημαντικό, του λογαριασμού ρεύματος) διατηρώντας παράλληλα την άνεση. Το HEMS δεν θα πρέπει μόνο να πραγματοποιεί παρακολούθηση και προγραμματισμό διαφόρων οικιακών συσκευών σε πραγματικό χρόνο, με βάση τις προτιμήσεις του χρήστη, αλλά να χρησιμοποιείται επίσης για τη διαχείριση οικιακών συστημάτων ανανεώσιμων πηγών ενέργειας και συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας, εάν είναι διαθέσιμα.

Για τους προμηθευτές, η αμφίδρομη επικοινωνία που ενεργοποιείται από τα έξυπνα δίκτυα επιτρέπει πολύ καλύτερη διαχείριση ολόκληρου του δικτύου ηλεκτρικής ενέργειας και την εφαρμογή πολλών μηχανισμών. Οι τροποποιήσεις στη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας από τους πελάτες, σε σύγκριση με άλλα προηγούμενα πρότυπα κατανάλωσης, ως συνέπεια των διακυμάνσεων στο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας με την πάροδο του χρόνου, ή πληρωμές κινήτρων που έχουν σχεδιαστεί για να διευκολύνουν τη μειωμένη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας κατά τη διάρκεια αυτών των διαστημάτων με υψηλές τιμές ή υποψίες αξιοπιστία του συστήματος.

Επί του παρόντος, συχνά ομαδοποιούνται σε δύο κατηγορίες:

1) **Βάσει τιμών.**

2) **Βάσει κινήτρων ή συμβάντων.**

Η πρώτη μπορεί να υποδιαιρεθεί σε διάφορες μορφές τιμολόγηση χρόνου χρήσης, τιμολόγηση αιχμής χρήσης, τιμολόγηση σε πραγματικό χρόνο και τιμολόγηση σε χρόνο αιχμής, ενώ στην δεύτερη κατηγορία μπορούμε να βρούμε άμεσο έλεγχο φορτίου, προγράμματα απόκρισης ζήτησης έκτακτης ανάγκης, προγράμματα αγοράς χωρητικότητας, υπηρεσίες διακοπής/περιορισμού, προγράμματα υποβολής προσφορών/αγορών ζήτησης και προγράμματα αγοράς βοηθητικών υπηρεσιών.

Το πρώτο βήμα οποιουδήποτε HEMS είναι η παρακολούθηση της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας των διαφόρων συσκευών που υπάρχουν σε ένα νοικοκυριό. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί παρεμβατικά ή χρησιμοποιώντας τεχνικές NILM. Σε γενικές γραμμές, η μη παρεμβατική προσέγγιση είναι πιο δημοφιλής τόσο στον ακαδημαϊκό κόσμο όσο και στη βιομηχανία, κυρίως λόγω του γεγονότος ότι η εγκατάσταση υπομετρητών είναι συχνά δαπανηρή, δύσκολη στην αναβάθμιση και περιλαμβάνει ορισμένα ζητήματα απορρήτου, αποφεύγοντας έτσι οποιαδήποτε παρεμβατική προσέγγιση .

Η διαθεσιμότητα ενός κατανεμημένου λογαριασμού ενέργειας μπορεί να σχετίζεται με τη μείωση της οικιακής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας κατά 0,7–4,5% κατά μέσο όρο. Αυτό, όπως γνωρίζουμε, επιτυγχάνεται με τις τεχνικές NILM, με την εκτίμηση της κατανάλωσης ενεργών συσκευών. Η διαθεσιμότητα δεδομένων διαχωρισμού φορτίου μέσω του NILM μπορεί επίσης να βελτιώσει ορισμένες άλλες πτυχές, όπως την ακρίβεια πρόβλεψης ζήτησης φορτίου και να παρέχει καλύτερα κριτήρια για να αποφασίσουν οι

εταιρείες. Για τους φορείς εκμετάλλευσης του δικτύου, το NILM επιτρέπει επιπλέον εύελικτη διαχείριση πόρων για την απόκριση της ζήτησης και την αντιμετώπιση της αβεβαιότητας που προέρχεται από ανανεώσιμες πηγές.

3.8 NILM σε Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Κατοικίας και διαχωρισμός συσκευών

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, ένα HEMS θα πρέπει να προγραμματίζει τη χρήση της ηλεκτρικής συσκευής, καθώς και τη ροή ηλεκτρικής ενέργειας. Οι τεχνικές NILM μπορούν επίσης να βελτιώσουν αυτόν τον γενικό στόχο, αλλά ορισμένοι παράγοντες θα πρέπει να ληφθούν υπόψη. Πρώτον, είναι σημαντικό να ταξινομηθούν οι συσκευές ως μη αναβαλλόμενες (ή μη προγραμματισμένες) και αναβαλλόμενες (προγραμματισμένες). Η πρώτη κατηγορία περιλαμβάνει συσκευές φωτισμό, μαγειρέματος, ή ψυγεία, των οποίων η λειτουργία δεν μπορεί να καθυστερήσει. Η δεύτερη περιλαμβάνει πλυντήρια, στεγνωτήρια, αντλίες νερού και ούτω καθεξής, των οποίων η περίοδος λειτουργίας μπορεί να αλλάξει ανάλογα με την τιμή της ενέργειας. Ιδιαίτερη σημασία έχουν τα συστήματα HVAC, όπως οι ηλεκτρικοί θερμοσίφωνες και τα συστήματα θέρμανσης/ψύξης χώρου, τα οποία μερικές φορές χαρακτηρίζονται ως θερμοστατικά ελεγχόμενα φορτία (TCL). Καθώς το NILM προσδιορίζει τις συσκευές που είναι ενεργές ανά πάσα στιγμή, μας επιτρέπει να γνωρίζουμε σε πραγματικό χρόνο ποιες προγραμματισμένες και μη προγραμματισμένες συσκευές είναι ενεργές. Δεύτερον, σε προηγούμενες ενότητες χρησιμοποιήσαμε ουσιαστικά το NILM για την αναγνώριση συσκευών. Για το HEMS, η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας θα πρέπει επίσης να εκτιμηθεί και θα πρέπει να δοθεί μεγαλύτερη

προτεραιότητα προγραμματισμού στις συσκευές που απαιτούν υψηλή κατανάλωση ενέργειας. Το επίπεδο κατανάλωσης θα πρέπει επίσης να εκτιμηθεί από τη μονάδα NILM και η κατανάλωση μπορεί να προβλεφθεί χρησιμοποιώντας μεθόδους πρόβλεψης. Είναι ευρέως γνωστό ότι τα συστήματα HVAC αποτελούν στην πραγματικότητα το μεγαλύτερο μέρος της κατανάλωσης ενέργειας στα κτίρια, και επομένως ο σωστός έλεγχος HVAC είναι σημαντικός. Αν λάβουμε υπόψη ξανά την περίπτωση των ΗΠΑ, τα συστήματα HVAC αντιπροσωπεύουν το 35% της πρωτογενούς ενέργειας και το 45% της ηλεκτρικής ενέργειας που καταναλώνεται στα κτίρια.

Τρίτον, οι χρόνοι ενεργοποίησης και απενεργοποίησης των συσκευών και η χρονική διάρκεια είναι σημαντικές παράμετροι για τον προγραμματισμό της συσκευής. Η συχνότητα χρήσης για κάθε κατηγορία συσκευών μπορεί να ληφθεί μέσω αυτών των μεταβλητών.

Τέλος, η ευελιξία της συσκευής είναι σημαντική για τις εφαρμογές HEMS. Πρόκειται για μια έννοια που δεν είναι καθολικά αποδεκτή, με διαφορετικές μορφές που προτείνονται για τον υπολογισμό της. Ένας ορισμός, που εισήχθη στο, είναι η δυνατότητα συμμετοχής της συσκευής σε προγράμματα, λαμβάνοντας υπόψη όχι μόνο τα χαρακτηριστικά της συσκευής αλλά και τις προτιμήσεις χρήσης από τον χρήστη. Σημειώστε ότι οι θερμαντήρες HVAC και ηλεκτρικής ενέργειας είναι πολύ εύκαμπτα φορτία, χάρη στην αδράνεια μιας σχετικής θερμικής αποθήκευσης και την ανάγκη να πληρούνται ορισμένοι περιορισμοί ποιότητας. Η χρήση των τεχνικών NILM στο HEMS έχει αυξηθεί με τα χρόνια. Οι συγγραφείς ανέλυσαν τις απαιτήσεις και πρότειναν ένα νέο σύστημα NILM με βελτιωμένο χώρο φόρτωσης και προσέγγιση μέτρησης. Ο εξελικτικός προγραμματισμός ισχύος πολλαπλών στόχων χρησιμοποιώντας τεχνικές NILM έχει πολλαπλά οφέλη. Με βάση μια

αξιολόγηση της πρότασής τους σε πραγματικό σπίτι, οι συγγραφείς καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι ο αυτοματοποιημένος μηχανισμός είναι εφαρμόσιμος και εφικτός. Τόνισαν, ωστόσο, ότι η ισχύς κάθε οικιακής συσκευής θα πρέπει να ενημερωθεί προσαρμοστικά για να βελτιωθούν οι εκτιμήσεις της ημερήσιας κατανάλωσης ρεύματος. Καθώς η εφαρμογή τους δεν περιλάμβανε ανανεώσιμες πηγές ενέργειας, πρότειναν να συμπεριληφθούν, μαζί με μηχανισμό πρόβλεψης για την παραγόμενη ηλεκτρική ενέργεια, σε μελλοντικές εργασίες. Οι ίδιοι συγγραφείς πρότειναν στη συνέχεια ένα μοντέλο μιας οικιακής διαχείρισης από την πλευρά της ζήτησης με επίκεντρο τον καταναλωτή, χρησιμοποιώντας NILM, επιτυγχάνοντας, σε προσομοιώσεις, σημαντική μείωση (14%) του λόγου κορυφής προς μέσο όρο (PAR). Για μελλοντικές εφαρμογές, οι συγγραφείς πρότειναν τη χρήση υπολογιστών που βασίζονται σε αιχμή/IoT, προκειμένου να βελτιωθούν οι τεχνολογίες υπολογιστικού νέφους.

Σε μια πιο πρόσφατη μελέτη, η ίδια ομάδα επικεντρώθηκε στη βελτίωση της ταξινόμησης NILM, χρησιμοποιώντας για αυτήν τη Βελτιστοποίηση Σμήνους Σωματιδίων στο σχεδιασμό του ταξινομητή ANN. Οι συγγραφείς εφάρμοσαν έναν μηχανισμό μετατόπισης φορτίου, ο οποίος επιτρέπει σε εφαρμογές χωρίς χρονικούς περιορισμούς να μετακινούνται από ώρες αιχμής σε ώρες εκτός αιχμής. Αυτό συνεπάγεται μείωση της ζήτησης αιχμής του νοικοκυριού, διατηρώντας παράλληλα την άνεση των ιδιοκτητών. Χρησιμοποιώντας πληροφορίες τιμολόγησης για την επόμενη μέρα, το σύστημά τους αποτελείται από πέντε ενότητες: παραγωγή ενέργειας, η οποία αποτελείται από προγνωστικά ηλιακής ακτινοβολίας και θερμοκρασίας αέρα, που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της παραγωγής ενέργειας από Φωτοβολταϊκά (ΦΒ). διαχείριση ηλιακής ενέργειας, η οποία

διαχειρίζεται τη ροή ενέργειας μεταξύ του δικτύου, των φωτοβολταϊκών και της αποθήκευσης μπαταρίας. Μονάδα NILM, η οποία όχι μόνο αναλύει την ενέργεια και εκτιμά τις καταναλώσεις, αλλά υπολογίζει επίσης τα πρότυπα χρήσης και τα χαρακτηριστικά κάθε συσκευής.

Ο ταξινομητής, ο οποίος επισημαίνει τις συσκευές ως προγραμματισμένες ή μη και, στην πρώτη περίπτωση, μεταβιβάζει αυτές τις πληροφορίες, μαζί με ρυθμιζόμενη κατάταξη, στην επόμενη ενότητα και προγραμματισμός συσκευών, ο οποίος, με βάση τις πληροφορίες που ελήφθησαν από την προηγούμενη ενότητα για συσκευές με δυνατότητα αναβολής, προτείνει έναν δυναμικό αλγόριθμο για να προσδιορίσει ποιες ακολουθίες καταστάσεων σε μια συγκεκριμένη συσκευή παρέχουν το χαμηλότερο κόστος ηλεκτρικής ενέργειας με την πάροδο του χρόνου. Χρησιμοποιώντας δύο σενάρια δοκιμών σε μια πραγματική κλίση δοκιμών, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η χρήση του προτεινόμενου HEMS επιτυγχάνει μειώσεις της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας και του κόστους κατά 73% και 82%, αντίστοιχα. Τόνισαν ότι μια καλύτερη χρήση της ηλιακής ενέργειας θα μπορούσε να επιτευχθεί με τη συγχώνευση προγραμμάτων πρόβλεψης ηλιακής ενέργειας και προγραμματισμού συσκευών. Οι συγγραφείς έχουν ασχοληθεί με την αποστολή σε επίπεδο συσκευής με έξυπνα βύσματα για HEMS, χρησιμοποιώντας στην εφαρμογή τους την έννοια της ευελιξίας της συσκευής D'hulst.

Υποθέτοντας ότι κάθε λειτουργία της συσκευής μπορεί να χωριστεί σε καταστάσεις, αυτές υπολογίζονται από την κατανάλωση ισχύος της συσκευής χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό της μεθόδου k-means minibatch και της τεχνικής X-means, ακολουθούμενη από μια προσέγγιση αθροιστικής ομαδοποίησης.

Η συμπεριφορά του χρήστη χαρακτηρίζεται από διαφορετικές μεταβλητές, όπως χρόνους ενεργοποίησης και απενεργοποίησης κατάστασης, διάρκεια ενεργοποίησης κατάστασης, κατανάλωση ενέργειας κατάστασης, τιμή ισχύος κατάστασης κ.λπ. Για να ληφθεί υπόψη η αβεβαιότητα, τα χαρακτηριστικά μοντελοποιούνται συχνά ως κατανομές Gauss.

Κατά τη λειτουργία, κάθε κατάσταση εκχωρείται σε έναν τύπο συσκευής σύμφωνα με έναν ταξινομητή πλησιέστερων γειτόνων, όπου η πιθανότητα προσδιορίζεται μέσω της απόστασης Hellinger. Ο τύπος της συσκευής προέρχεται από σταθμισμένη ψηφοφορία, όπου το βάρος ορίζεται από την κατανάλωση ενέργειας της πολιτείας για ένα ορισμένο χρονικό διάστημα T.

Η ευελιξία της συσκευής εξαρτάται από την εφαρμογή και επομένως είναι συνάρτηση του χρόνου έναρξης, της διάρκειας, της δυνατότητας ελέγχου, της συμπεριφοράς του χρήστη και της ισχύος. Με βάση το επιθυμητό συμβάν, επιλέγεται το πρόγραμμα. Στη συνέχεια, το HEMS αναζητά και επιλέγει κατάλληλες συσκευές. Τέλος, η ευελιξία των επιλεγμένων συσκευών υπολογίζεται και εισάγεται σε μια λίστα προτεραιότητας και οι συσκευές αποστέλλονται σύμφωνα με αυτήν τη λίστα. Αυτή η προσέγγιση έχει αξιολογηθεί σε ένα σύνολο δεδομένων REDD, επιτυγχάνοντας εξαιρετική απόδοση ταξινόμησης.

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι έχουν προταθεί νέες μέθοδοι NILM με γνώμονα την εφαρμογή στο HEMS. Αυτό συμβαίνει, για παράδειγμα, όπου, χρησιμοποιώντας μόνο ένα δείγμα ενεργού ισχύος που αποκτάται στο γενικό σημείο εισόδου με ρυθμό 1 Hz, είναι εφικτό να διακριθούν οι ενεργοποιημένες συσκευές, οι τρόποι λειτουργίας τους, καθώς και ως κατανάλωση ενέργειας.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 :Μελέτη περίπτωσης εφαρμογής NILM με SYND

Σε αυτήν την ενότητα, απεικονίζουμε τις μεθόδους που εφαρμόζονται για τη δημιουργία του συνθετικού συνόλου δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας (SynD). Αρχικά, αναφέρονται μετρήσεις που διεξήχθη σε πραγματικά νοικοκυριά. Δεύτερον, εξηγούμε πώς η προσέγγισή κατηγοριοποιεί τις οικιακές συσκευές για να τις ομαδοποιήσει ανάλογα με τη συμπεριφορά τους στην κατανάλωση ενέργειας. Τέλος, περιγράφεται λεπτομερώς την προσέγγιση δημιουργίας δεδομένων

4.1 Μετρήσεις και κατηγορίες συσκευών

Κατά τη διάρκεια μιας μέτρησης σε δύο νοικοκυριά παρακολουθήσαμε 21 ηλεκτρικές οικιακές συσκευές. Ο κύριος στόχος της μέτρησης ήταν η καταγραφή αντιπροσωπευτικών μοτίβων κατανάλωσης ενέργειας αυτών των 21 συσκευών, όπου ένα μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας αντιπροσωπεύεται από το σχήμα της κατανάλωσης ισχύος με την πάροδο του χρόνου για μια μεμονωμένη λειτουργία.

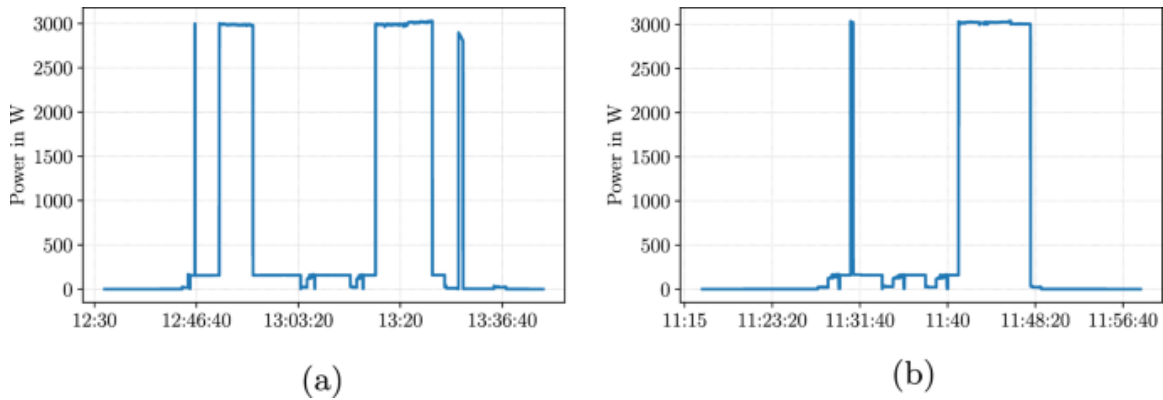
Η εικόνα 8 συνοψίζει τις συσκευές που παρακολουθούνται, τον κατασκευαστή τους και τον αριθμό των καταγεγραμμένων μοτίβων κατά τη διάρκεια της μέτρησης. Για οικιακές

συσκευές με μεγάλη ποικιλία λειτουργικών προγραμμάτων ή ρυθμιζόμενες ρυθμίσεις όπως η θερμοκρασία ή η ένταση, καταγράψαμε μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες επιλογές.

Η εικόνα 9 δείχνει καταγεγραμμένα μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας για δύο προγράμματα πλυντηρίου πιάτων. Αν και τα δύο πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας αναφέρονται στην ίδια συσκευή, μπορούμε να παρατηρήσουμε μια σαφή διαφορά όσον αφορά το σχήμα, το μήκος και την κατανάλωση ενέργειας μεταξύ των δύο μοτίβων.

ID	Household appliance	Manufacturer	Patterns	Category
2	Fridge	Bomann	1	Periodical
3	Dishwasher	Bosch	3	Multi
4	Electric heater	Ningbo Elect.	2	Multi
5	Washing machine	Miele	2	Multi
6	Toaster	Philips	3	Multi
7	Fan	CasaFan	2	Multi
8	Microwave	Siemens	3	Multi
9	Iron	Moulinex	2	Multi
10	Hot air gun	Thermo Elect.	2	Multi
11	Router	Linksys	1	Constantly-On
12	Coffee machine	DeLonghi	3	Multi
13	TV	Panasonic	2	Multi
14	Printer	HP	2	Multi
15	Laptop computer	Lenovo	2	Multi
16	Lamp	TaoTronics	1	Single
17	Gaming PC	Acer	2	Multi
18	Pocket Radio	Schneider	1	Single
19	Monitor	DELL	1	Single
20	Electric oven	Severin	1	Single
21	Hair dryer	Philips	1	Single
22	Water kettle	CLA Tronic	1	Single

ΕΙΚΟΝΑ 8: Συσκευές που παρακολουθούνται με βάση τον κατασκευαστή και τον αριθμό των μοτίβων.



ΕΙΚΟΝΑ 9: Μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας για δύο προγράμματα πλυντηρίου πιάτων.

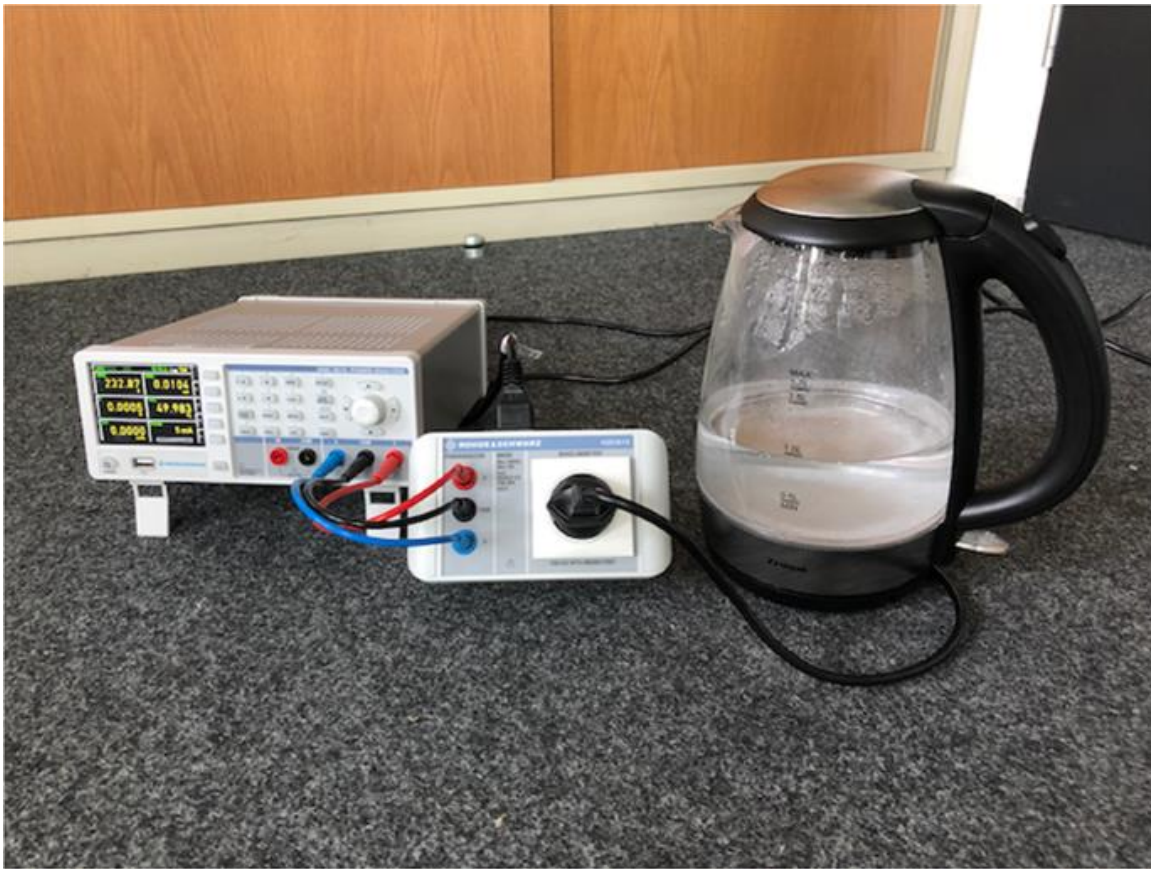
Ως καταγραφέας δεδομένων, χρησιμοποιήθηκε ένας αναλυτή ισχύος Rohde & Schwarz HMC8015, ο οποίος παρέχει συμμόρφωση με τα πρότυπα IEC 62301, EN 50564 και EN 61000-3-2.

Η εικόνα 5 συνοψίζει τις κύριες προδιαγραφές αυτής της συσκευής. Με ακρίβεια μέτρησης 0,05% της ανάγνωσης και χρονική ανάλυση 100 ms, η συσκευή μέτρησης πληροί τις απαιτήσεις οργάνων για ενεργειακά σύνολα δεδομένων που προτείνονται στο 10. Σε συνδυασμό με έναν προσαρμογέα πρίζας, τον σύνδεσμο EE HZC815-EU, συνδέαμε τη συσκευή μέτρησης σε μία ηλεκτρική συσκευή κάθε φορά.

Η εικόνα 11 απεικονίζει τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιήθηκαν οι μετρήσεις. Συγκεντρώσαμε το αποτέλεσμα των μετρήσεων με τη μορφή αρχείων CSV, τα οποία περιέχουν μετρήσεις ενεργού ισχύος με διάστημα δειγματοληψίας 100 ms.

Specification	Description
A/D converter resolution	16 bit
Measurement accuracy	0.05 % of reading
Power range	50 μ W to 12 kW
Physical quantity	active power in W
Resolution of output data	100 ms
Sampling frequency (waveform)	500 Hz

ΕΙΚΟΝΑ 10: Τεχνικές προδιαγραφές του βραστήρα.



ΕΙΚΟΝΑ 11: Τρόπος εξαγωγής μετρήσεων του βραστήρα και σύνδεση αυτού.

Ένας τρόπος κατηγοριοποίησης των συσκευών είναι μέσω του αριθμού των λειτουργικών καταστάσεων, εστιάζοντας σε συγκεκριμένα χρονικά παράθυρα κατανάλωσης ενέργειας και όχι σε μεμονωμένες καταστάσεις λειτουργίας. Εμπνευσμένοι από τον εμπειρικό χαρακτηρισμό, και τον αυτοματοποιημένο κατασκευαστή μοντέλων για φορτία συσκευών και την έννοια της προβλεψιμότητας των μοτίβων κατανάλωσης ενέργειας στο, ορίσαμε τέσσερις κατηγορίες συσκευών: συνεχώς ενεργοποιημένη, περιοδική, μεμονωμένη και Πολλαπλών μοτίβων.

Η δυσκολία κατηγοριοποίησης των οικιακών συσκευών έγκειται στην εξαγωγή προτύπων κατανάλωσης και στην προβλεψιμότητα της χρήσης της συσκευής καθώς και στη διάρκεια χρήσης της συσκευής. Ενώ ορισμένες συσκευές όπως τα πλυντήρια πιάτων έχουν σχεδιαστεί για να έχουν ξεκάθαρα προγράμματα λειτουργίας με προβλέψιμο χρόνο λήξης, είναι δύσκολο να εντοπιστεί το καταλληλότερο πρότυπο κατανάλωσης ενέργειας για συσκευές ελεγχόμενες από τον χρήστη, όπως πιστολάκια μαλλιών και φούρνους μικροκυμάτων. Αντιμετωπίσαμε αυτό το ζήτημα ενσωματώνοντας γνώσεις ειδικών στις μετρήσεις μας, η οποία είναι αποτέλεσμα μελετών που σχετίζονται με ένα εξατομικευμένο σύστημα ανάδρασης για τη διαχείριση ενέργειας στα νοικοκυριά και συμπεράσματα που προέκυψαν από τα αποτελέσματα μιας μέτρησης σε αυστριακά νοικοκυριά. Με βάση αυτή τη γνώση, προσαρμόσαμε τη συμπεριφορά των κατοίκων κατά τις μετρήσεις, δηλαδή τη χρήση της συσκευής, με τρόπο ώστε να παράγουμε όσο το δυνατόν πιο αντιπροσωπευτικά πρότυπα κατανάλωσης.

4.1.2 Συνεχώς σε λειτουργία

Οι συσκευές αυτής της ομάδας καταναλώνουν ενέργεια χωρίς διακοπές. Στο σύνολο δεδομένων μας, ένα παράδειγμα τέτοιας συσκευής είναι ο δρομολογητής WiFi, ο οποίος λειτουργεί συνεχώς.

4.1.3 Περιοδική:

Ως περιοδικές συσκευές αναφερόμαστε σε συσκευές που λειτουργούν αυτόνομα και έχουν επαναλαμβανόμενη κατανάλωση. Ένα κοινό παράδειγμα για τις περιοδικές συσκευές είναι τα ψυγεία. Τα ψυγεία λειτουργούν αυτόνομα και έχουν προβλέψιμους κύκλους λειτουργίας.

4.1.4 Μεμονωμένες

Η συντριπτική πλειονότητα των οικιακών συσκευών δεν λειτουργούν αυτόνομα, δηλαδή απαιτούν από έναν χρήστη είτε να λειτουργήσει είτε να ξεκινήσει ένα συγκεκριμένο πρόγραμμα. Από αυτό προκύπτει ότι τέτοιες συσκευές ενεργοποιούνται από έναν χρήστη, εκτελούν μια συγκεκριμένη εργασία και απενεργοποιούνται ή απενεργοποιούνται μετά την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας. Η ομάδα των συσκευών ενός μοτίβου εξετάζει τις συσκευές με ένα ενιαίο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας. Για παράδειγμα, μπορούμε να παρατηρήσουμε ένα παρόμοιο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας κατά τη διάρκεια κάθε λειτουργίας για βραστήρες νερού. Εξωτερικοί παράγοντες όπως το επίπεδο πλήρωσης του βραστήρα επηρεάζουν το μήκος του σχεδίου σε κάποιο βαθμό, αλλά τα κύρια χαρακτηριστικά του σχεδίου, όπως η μέγιστη κατανάλωση και το σχήμα, μπορούν να προβλεφθούν αρκετά καλά.

4.1.5 Πολλαπλών μοτίβων

Οι συσκευές της κατηγορίας πολλαπλών μοτίβων προσφέρουν διάφορους τρόπους λειτουργίας με ξεχωριστά πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας. Παραδείγματα συσκευών πολλαπλών προτύπων είναι τα πλυντήρια πιάτων, τα πλυντήρια ρούχων και οι ηλεκτρικές θερμάστρες. Τα μοτίβα τέτοιων συσκευών όχι μόνο διαφέρουν ως προς το μήκος αλλά παρουσιάζουν και διαφορετικά στάδια διαδικασίας. Από αυτό προκύπτει ότι οι συσκευές εκτελούν διαφορετικές εργασίες κατά τη διάρκεια αυτών των προγραμμάτων που μπορεί να οδηγήσουν σε εντελώς διαφορετικά μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας.

Η εικόνα 9 δείχνει μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας δύο διαφορετικών προγραμμάτων του πλυντηρίου πιάτων στο SynD. Παρατηρούμε σαφείς διαφορές μεταξύ των δύο μοτίβων. Επομένως, θέλουμε να τονίσουμε τη σημασία της εξέτασης πολλαπλών προτύπων κατανάλωσης για την καλύτερη μοντελοποίηση τέτοιων συσκευών.

Μια επισκόπηση των οικιακών συσκευών και των σχετικών κατηγοριών στο σύνολο δεδομένων μας παρέχεται στην εικόνα 8.

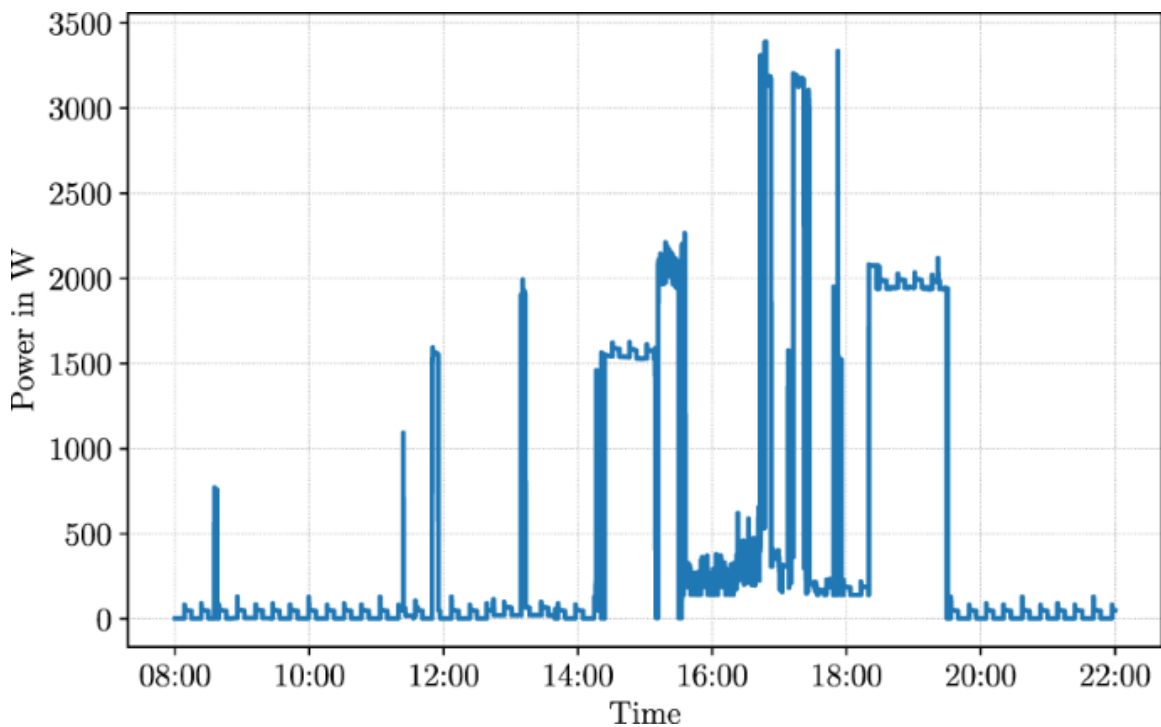
4.1.6 Δημιουργία συνόλου δεδομένων

Το SynD είναι το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας προσομοίωσης που βασίζεται στα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας των υπαρχουσών οικιακών συσκευών σε δύο αυστριακά νοικοκυριά. Παρέχουμε λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με τη διαδικασία προσομοίωσης ακολουθώντας μια προσέγγιση από πάνω προς τα κάτω. Ξεκινάμε με τη μεγάλη εικόνα της εφαρμογής μας και ολοκληρώνουμε με λεπτομέρειες σχετικά με τη δυναμική τοποθέτηση και την παρεμβολή των προτύπων κατανάλωσης.

Κατ' αρχήν, η προσομοίωση ακολουθεί μια απλή διαδικασία. Παραμετροποιημένοι από ένα σύνολο παραμέτρων εισόδου, προσομοιώνουμε την κατανάλωση ενέργειας ενός φανταστικού νοικοκυριού μέρα με τη μέρα. Στην προσομοίωσή μας, οι ημέρες ορίζονται ως ανεξάρτητες παρατηρήσεις, δηλαδή η κατανάλωση ενέργειας μιας ημέρας δεν επηρεάζει την κατανάλωση ενέργειας της επόμενης ημέρας. Ενώ ένα πραγματικό νοικοκυριό μπορεί να εμφανίσει κάποιες συσχετίσεις της χρήσης της συσκευής μεταξύ των επόμενων ημερών ή ημερών της εβδομάδας, αποφασίσαμε για ένα απλό μοντέλο που υποθέτει ανεξάρτητες ημέρες, καθώς αυτό το φαινόμενο είναι δύσκολο να χαρακτηριστεί

με βάση τα υπάρχοντα δεδομένα και δεν είναι πολύ σχετικό με τους τρέχοντες αλγόριθμους διαχωρισμού φορτίου. Για κάθε μέρα στην προσομοίωσή μας, λαμβάνουμε την κατανάλωση ενέργειας επιλεγμένων οικιακών συσκευών ξεχωριστά. Ως προεπιλογή, εξετάζουμε και τις 21 συσκευές. Εκτός από τις μεμονωμένες ενδείξεις ισχύος των συσκευών, λαμβάνουμε επίσης τη συνολική κατανάλωση ενέργειας του νοικοκυριού συσσωρεύοντας τις μεμονωμένες ενδείξεις ισχύος των συσκευών.

Η εικόνα 12 δείχνει το συνολικό σήμα ισχύος για μία ημέρα. Τα σήματα συνολικής ισχύος είναι ιδιαίτερα ενδιαφέροντα για εφαρμογές όπως η παρακολούθηση μη παρεμβατικού φορτίου (δηλαδή η διάσπαση φορτίου) και η πρόβλεψη ενέργειας.



ΕΙΚΟΝΑ 12: Γράφημα συνολικού σήματος ισχύος για τις 21 συσκευες στο διάστημα μιας ημέρας

Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία προσομοίωσης, το ληφθέν σύνολο δεδομένων είτε αποθηκεύεται σε αρχείο HDF5 ακολουθώντας τη μορφή δεδομένων NILMTK11 είτε συμπιέζεται σε ένα αρχείο ZIP. Στην περίπτωση του αρχείου ZIP, αυτό το αρχείο περιέχει μεταδεδομένα καθώς και 22 αρχεία CSV (ένα αρχείο ανά συσκευή συν ένα αρχείο για τη συγκεντρωτική ισχύ).

Η προσομοίωσή προϋποθέτει ότι οι οικιακές συσκευές δεν αλλάζουν τη συμπεριφορά τους λόγω της λειτουργίας άλλων παρόντων συσκευών, δηλαδή οι συσκευές λειτουργούν ανεξάρτητα. Προσομοιώνουμε τη συμπεριφορά κατανάλωσης ενέργειας των συσκευών μεμονωμένα και παραμελούμε τυχόν συσχετίσεις μεταξύ τους, κάτι που προσδιορίστηκε ως απαραίτητο βήμα για την απλοποίηση του προβλήματος της μοντελοποίησης. Οι προσομοιώσεις συσκευών στο SynD μοιράζονται ένα σύνολο παραμέτρων εισόδου: διάστημα δειγματοληψίας, διάρκεια και τύπος ισχύος. Σύμφωνα με προεπιλογή, ο προσομοιωτής δημιουργεί ένα σύνολο δεδομένων με διάρκεια 180 ημερών και διάστημα δειγματοληψίας 0,2 δευτερολέπτων. Η συντριπτική πλειονότητα των συνόλων δεδομένων NILM χαμηλής ταχύτητας παρέχει είτε μετρήσεις ενεργού ισχύος είτε μετρήσεις φαινομενικής ισχύος. Επίσης, οι ενδείξεις ενεργού ισχύος χρησιμοποιούνται για τιμολόγηση σε πραγματικά δίκτυα ενέργειας. Για το λόγο αυτό, η έμφαση της διαδικασίας προσομοίωσης είναι στην ενεργή ισχύ. Η προσέγγισή μας προσομοιώνει την κατανάλωση ενέργειας των συσκευών μέρα με τη μέρα. Για τη δημιουργία δεδομένων για μια νέα ημέρα, η διαδικασία προσομοίωσης ακολουθεί τρία βήματα, τα οποία θα συζητήσουμε λεπτομερώς:

1. Επιλογή μοτίβου κατανάλωσης ενέργειας από πρότυπα.

2. Παρεμβολή ή επαναδειγματοληψία του επιλεγμένου σχεδίου.

3. Προσδιορισμός του χρόνου χρήσης και εισαγωγή του επιλεγμένου μοτίβου.

Το πρώτο βήμα της προσομοίωσης της κατανάλωσης ενέργειας μιας συσκευής στο SynD είναι να επιλέξετε ένα μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας για την τρέχουσα ημέρα προσομοίωσης. Όπως έχει ήδη επισημανθεί, ορίσαμε τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες συσκευών: συνεχώς ενεργοποιημένη, περιοδική, μεμονωμένων μοτίβων και πολλαπλών μοτίβων. Η κατηγορία μιας συσκευής αποφασίζει για τον τρόπο επιλογής ενός μοτίβου κατανάλωσης ενέργειας κατά την προσομοίωση:

- Για συσκευές της κατηγορίας συνεχώς ενεργοποιημένων, όπως ο δρομολογητής, ο προσομοιωτής φορτώνει το μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας που καταγράφηκε κατά τη διάρκεια της μέτρησης και εισάγει διαδοχικά αυτό το μοτίβο μέχρι να δημιουργηθούν δεδομένα για μία ημέρα.
- Συσκευές όπως τα ψυγεία παρουσιάζουν μια περιοδική συμπεριφορά κατανάλωσης ρεύματος. Για τέτοιες συσκευές, καταγράψαμε πολλαπλούς κύκλους λειτουργίας κατά τη διάρκεια της μέτρησης. Για να μιμηθεί πραγματικές περιοδικές συσκευές, η προσομοίωση φορτώνει τα καταγεγραμμένα δεδομένα και εισάγει αυτήν την ακολουθία μοτίβων κατανάλωσης ενέργειας μέχρι να δημιουργηθούν δεδομένα για μία ημέρα.
- Για συσκευές της κατηγορίας ενός μοτίβου, ο προσομοιωτής επιλέγει το ένα μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας που καταγράφεται κατά τη διάρκεια της μέτρησης.
- Ενσωματώνουμε πολλές συσκευές πολλαπλών προτύπων στο SynD.

Για συσκευές αυτής της κατηγορίας, ο προσομοιωτής επιλέγει τυχαία ένα από τα καταγεγραμμένα μοτίβα, όπου όλα τα μοτίβα είναι εξίσου πιθανό να επιλεγούν.

Για συσκευές των κατηγοριών συνεχώς ενεργοποιημένες και περιοδικές, η προσομοίωση ολοκληρώνεται μετά το πρώτο βήμα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η προσέγγισή μας μιμείται την πραγματική συμπεριφορά των συνεχώς ενεργοποιημένων και περιοδικών συσκευών εισάγοντας επανειλημμένα δεδομένα που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια της μέτρησης και επομένως δεν απαιτείται περαιτέρω επεξεργασία. Για παράδειγμα, αναμένεται από τα ψυγεία να παρουσιάζουν έντονη περιοδική συμπεριφορά χωρίς αξιοσημείωτες αποκλίσεις από αυτήν (εκτός εάν το ψυγείο είναι ανοιχτό για μεγάλη διάρκεια ή έχει τοποθετηθεί ζεστό φαγητό).

Σε αντίθεση με αυτό, η προσομοίωση συσκευών ενός και πολλαπλών προτύπων απαιτεί πιο ευρείας κλίμακας στρατηγικές επεξεργασίας προκειμένου να μιμηθεί καλύτερα την πραγματική τους συμπεριφορά. Για παράδειγμα, αφού επιλέξουμε ένα μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας για συσκευές μονής και πολλαπλών προτύπων, εισάγουμε μια τυχαία μεταβλητή με ομοιόμορφη κατανομή πιθανότητας, η οποία αποφασίζει εάν θα αγνοήσει ή όχι το επιλεγμένο μοτίβο. Με αυτόν τον τρόπο, αγνοούμε τυχαία το αποτέλεσμα της επιλογής προτύπων, καθώς στα πραγματικά νοικοκυριά, οι κάτοικοι σπάνια χρησιμοποιούν όλες τις συσκευές τους σε καθημερινή βάση. Αντί για το επιλεγμένο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας, εισάγουμε ένα μηδενικό διάνυσμα για εκείνη την ημέρα σε περίπτωση που η τυχαία μεταβλητή ζητήσει από την προσομοίωση να αγνοήσει το μοτίβο. Για κάθε συσκευή μεμονωμένων και πολλαπλών προτύπων, ορίσαμε μια μοναδική κατανομή πιθανοτήτων. Οι κατανομές πιθανοτήτων έχουν ληφθεί από τη

χρήση της συσκευής στο GREEND20, ένα σύνολο δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας που είναι το αποτέλεσμα μέτρησης σε πολλά νοικοκυριά .

Κατ 'αρχήν, οι συσκευές μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες ομάδες. Η πρώτη ομάδα ορίζει προγράμματα, τα οποία καταλήγουν σε προβλέψιμα μοτίβα κατανάλωσης ενέργειας. Ευρέως διαδεδομένα παραδείγματα αυτής της ομάδας είναι τα πλυντήρια πιάτων και τα πλυντήρια ρούχων. Τέτοιες συσκευές προσφέρουν ένα σύνολο διαφορετικών προγραμμάτων πλύσης, τα οποία καταλήγουν σε λίγο πολύ το ίδιο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας.

Για αυτήν την ομάδα συσκευών, ο προσομοιωτής δεν εκτελεί κανέναν χειρισμό στο επιλεγμένο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας. Σε αντίθεση με την πρώτη ομάδα, υπάρχει μεγάλη ποικιλία ηλεκτρικών συσκευών χωρίς μοναδικά ή προκαθορισμένα προγράμματα. Για παράδειγμα, σε αυτήν την ομάδα ανήκουν στεγνωτήρες μαλλιών, ηλεκτρικές σκούπες, φούρνοι μικροκυμάτων, βραστήρες νερού και ηλεκτρικοί θερμαντήρες. Αυτές οι συσκευές είτε ελέγχονται ενεργά από κατοίκους είτε εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τις μεμονωμένες ρυθμίσεις χρήστη. Επιπλέον, τέτοιες συσκευές παρουσιάζουν σημαντικές διακυμάνσεις όσον αφορά την καθημερινή χρήση ενέργειας.

Για αυτήν τη συμπεριφορά, εφαρμόστηκε μια ειδική πολιτική παρεμβολής για αυτήν τη δεύτερη ομάδα συσκευών. Πρώτον, ο προσομοιωτής ελέγχει εάν απαιτείται παρεμβολή για την επιλεγμένη συσκευή, δηλαδή σε ποια κατηγορία ανήκει μια συσκευή. Εάν υπάρχει ανάγκη παρεμβολής, τότε ο προσομοιωτής αντλεί έναν τυχαίο αριθμό από μια ομοιόμορφη κατανομή.

Οι παράμετροι της ομοιόμορφης κατανομής εξαρτώνται από τη συσκευή και παρατίθενται στην εικόνα 13.

Με την εξαγωγή αυτών των παραμέτρων και αναλύοντας υπάρχοντα σύνολα δεδομένων και εκτιμώντας την κοινή χαμηλότερη και ανώτερη διάρκεια χρήσης ανά συσκευή.

Το ληφθέν δείγμα ορίζει το μήκος του μοτίβου κατανάλωσης ισχύος μετά την παρεμβολή, δηλαδή τη διάρκεια. Τέλος, ο προσομοιωτής εφαρμόζει παρεμβολή για να αλλάξει αυτό το συγκεκριμένο μοτίβο κατανάλωσης ενέργειας. Με αυτόν τον τρόπο, προσθέτουμε νέα δείγματα στο μοτίβο ή αφαιρούμε δείγματα από το μοτίβο, ανάλογα με το στοχευμένο μήκος του μοτίβου.

Appliance	Range of mean μ [time of day]	Std. deviation σ [min]	Interpolation [min]
Toaster	08:00–09:30	15	—
Washing machine	14:00–16:45	60	—
Dishwasher	12:30–16:40	90	—
Fan	12:30–16:40	145	17–84
Heater	18:00–19:00	30	50–167
Hot air gun	11:00–12:30	30	3–7
Iron	13:30–15:15	30	40–100
Microwave	16:30–17:45	15	2–5
Radio	08:30–09:30	30	15–35
Water kettle	11:30–17:00	30	3–7
Hairdryer	07:45–16:45	30	4–8
Electric oven	08:00–17:15	60	5–15
Monitor	14:00–16:45	1	20–100
TV	15:15–19:00	1	35–250
Printer	09:45–19:30	1	1–15
Coffee machine	08:20–15:15	1	—
Laptop	11:00–19:30	1	15–85
Lamp	16:40–21:00	1	15–50
Gaming PC	14:00–19:30	1	80–167

EIKONA 13: Παράμετροι ομοιόμορφα κατανομημένοι με βάση την διάρκεια χρήσης της κάθε συσκευής.

Οι κάτοικοι διακρίνονται από ιδιαίτερες συνήθειες και ατομικές καθημερινές ρουτίνες. Σε επίπεδο νοικοκυριού, αυτό μπορεί να οδηγήσει σε ορισμένα χρονικά παράθυρα με υψηλότερη κατανάλωση ενέργειας, π.χ. ώρες αιχμής σε κατοικίες. Ωστόσο, η υπόθεση ότι οι συσκευές λειτουργούν πάντα την ίδια ακριβώς ώρα της ημέρας αντιπροσωπεύει μια παραπλανητική υπόθεση μοντελοποίησης.

Για το λόγο αυτό, πρέπει να εισαχθεί ένα εύλογο επίπεδο διακύμανσης χρονισμού στις προσομοιώσεις συσκευών, δηλαδή η χρήση της συσκευής πρέπει να μετατοπιστεί εντός εύλογων χρονικών παραθύρων. Προσεγγίζουμε αυτό το θέμα απλώνοντας τη χρήση οικιακών συσκευών κατά τη διάρκεια της ημέρας. Εφαρμόζοντας έναν μηχανισμό τυχαίας τοποθέτησης που επιλέγει τυχαία χρόνους ενεργοποίησης συσκευών από προκαθορισμένα χρονικά παράθυρα. Αυτά τα χρονικά παράθυρα ορίστηκαν για συσκευές μεμονωμένων και πολλαπλών προτύπων και συνοψίζονται στην εικόνα 13. Ορίζοντας μία ομοιόμορφη κατανομή ανά συσκευή με βάση αυτά τα χρονικά παράθυρα. Κατά την προσομοίωση μιας συσκευής, αντλώντας δείγμα από τη σχετική ομοιόμορφη κατανομή της, π.χ. λαμβάνουμε δείγμα μεταξύ 11:30 και 17:00 για τον βραστήρα νερού. Σε συνδυασμό με μια προκαθορισμένη τιμή για την τυπική απόκλιση σ' αυτό το δείγμα χρησιμεύει ως μέσος όρος μ για την παραμετροποίηση μιας κανονικής κατανομής.

Στη συνέχεια, αντλούμε ένα δείγμα από αυτήν την κανονική κατανομή για να λάβουμε το χρόνο ενεργοποίησης της συσκευής. Ο προσομοιωτής μας διασφαλίζει ότι ο χρόνος ενεργοποίησης μιας συσκευής δεν μπορεί να είναι την επόμενη ημέρα. Με αυτόν τον τρόπο, είμαστε βέβαιοι ότι η κατανάλωση ενέργειας μιας ημέρας δεν μπορεί να επηρεάσει την επόμενη μέρα.

Για παράδειγμα, στην περίπτωση του πλυντηρίου πιάτων, αντλούμε ένα δείγμα από τη σχετική ομοιόμορφη κατανομή του για να λάβουμε χρόνο μεταξύ 12:30 και 16:40. Ας υποθέσουμε ότι έχουμε την ώρα 13:45. Ως επόμενο βήμα, μετατρέπουμε αυτόν τον χρόνο στον αριθμό των λεπτών από τα μεσάνυχτα (825 λεπτά). Αυτός ο αριθμός χρησιμεύει ως ο μέσος όρος μιας κανονικής κατανομής με τυπική απόκλιση 90 λεπτών, όπως αναφέρει η εικόνα 8 . Για να λάβουμε το χρόνο ενεργοποίησης του πλυντηρίου πιάτων, αντλούμε

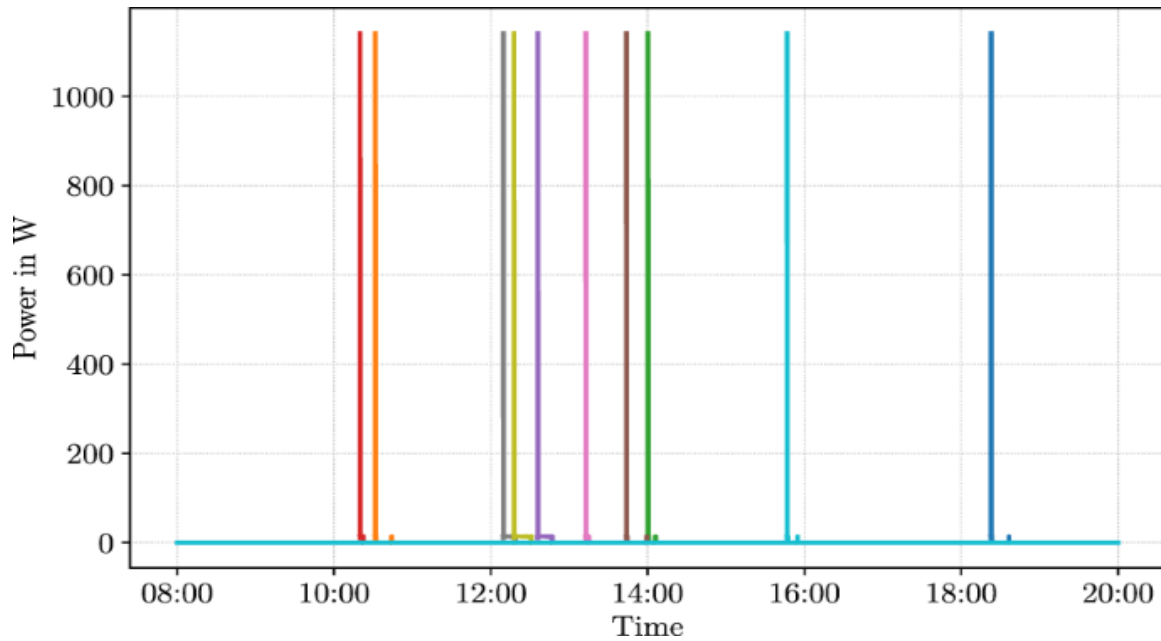
δείγμα από την κανονική κατανομή $N(\mu=825 \text{ min}, \sigma=90 \text{ min})$. Το δείγμα που λαμβάνεται ορίζει την ώρα έναρξης του πλυντηρίου πιάτων για την τρέχουσα ημέρα της προσομοίωσης.

Η εικόνα 14 απεικονίζει το αποτέλεσμα της τυχαίας τοποθέτησης για μια άλλη κοινή συσκευή: έναν εκτυπωτή. Η γραφική παράσταση δείχνει δέκα προσομοιωμένες ημέρες για τον εκτυπωτή. Παρατηρούμε μια σαφή εξάπλωση των μοτίβων κατά τη διάρκεια της ημέρας με διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ των παρεμβαλλόμενων μοτίβων. Εκτελούμε αυτήν την ειδική μέθοδο τοποθέτησης για να αυξήσουμε την πιθανότητα να επιτευχθούν διαφορετικοί χρόνοι εκκίνησης για συσκευές ακόμα κι αν σχεδιάσουμε τους ίδιους χρόνους εκκίνησης για δύο συσκευές στο πρώτο βήμα.

Σε αυτήν την ειδική περίπτωση, η κανονική κατανομή στο δεύτερο βήμα θα εξακολουθούσε να παρέχει διακριτούς χρόνους εκκίνησης για αυτές τις δύο συσκευές.

Η αποφυγή των ίδιων χρόνων ενεργοποίησης συσκευών λέγεται ότι είναι μια σημαντική λεπτομέρεια σε ορισμένα ερευνητικά προβλήματα. Για παράδειγμα, η Αρχή Συνέχειας διακόπτη αντιπροσωπεύει μια βασική υπόθεση στην παρακολούθηση μη παρεμβατικού φορτίου (NILM) και δεν πρέπει να παραμεληθεί.

Εξάγοντας τους χρόνους ενεργοποίησης με ένθετο τρόπο και χρησιμοποιώντας πολλές κατανομές πιθανοτήτων, στοχεύουμε να επιτύχουμε ισχυρή συμμόρφωση με την Αρχή Συνέχειας Εναλλαγής (SCP) στο σύνολο δεδομένων μας.



ΕΙΚΟΝΑ 14: Γραφική παράσταση μετρήσεων ενός εκτηπωτή σε διάστημα δέκα ημερών.

Η εφαρμογή μας του SynD βασίζεται σε γεννήτριες τυχαίων αριθμών που παρέχονται από το πακέτο NumPy. Αυτές οι γεννήτριες υποστηρίζουν την αρχική σπορά για την ενίσχυση της επαναληψιμότητας των προσομοιώσεων. Ως γεννήτρια για διακριτές ομοιόμορφες κατανομές, επιλέξαμε το `randint`. Αυτή η συνάρτηση αντλεί ακέραιους αριθμούς από ένα μισάνοιχτο διάστημα $[a, b)$ μετά από μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF):

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{for } x \in [a, b) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Για δείγματα κανονικής κατανομής, ενσωματώνουμε την κανονική γεννήτρια. Τα δείγματα που παρέχονται από αυτήν τη γεννήτρια ακολουθούν τη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF):

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Το πραγματικό σχήμα του PDF παραμετροποιείται από τον μέσο όρο μ και την τυπική απόκλιση σ .

Box 1 The simulation process in SynD.

Input: appliance_IDs, nr_days, sampling_interval, output_format

```

for nr_days do
  for appliance_IDs do
    simulate_appliance(ID, sampling_interval);
    update_aggregate();
  end
  append_dataset();
end
if output_format == 'NILMTK-DF' then
  convert_metadata();
  create_HDF5();
else
  compress_CSV();
end

```

Output: SynD.h5 or SynD.zip

4.2 Αρχεία δεδομένων

Με το SynD, απελευθερώνουμε ένα σύνολο δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας που αποτελείται από συνθετικά δεδομένα. Για διάρκεια 180 ημερών, προσομοιώνοντας ένα νοικοκυριό, όπου η έμφαση των προσομοιώσεων δόθηκε στην κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας. Τα μοντέλα συσκευών που χρησιμοποιούνται βασίζονται σε δεδομένα που καταγράφηκαν κατά τη διάρκεια μιας μέτρησης σε πραγματικά νοικοκυριά. Αυτά τα δεδομένα βρίσκονται στο αρχείο appliance_traces.zip.

Η εικόνα 15 συνοψίζει βασικές ιδιότητες του SynD. Η τρέχουσα έκδοση, που δημοσιεύτηκε σε ένα αποθετήριο δεδομένων figshare22, περιέχει προσομοιωμένες μετρήσεις ενεργού ισχύος 21 συσκευών. Αυτή η έκδοση του SynD συνοδεύεται από διάστημα δειγματοληψίας 0,2 δευτερολέπτων. Πέρα από τις μετρήσεις ισχύος, παρέχουμε λεπτομερή μεταδεδομένα για συσκευές και μια έκδοση HDF5 του SynD, η οποία είναι συμβατή με το κιτ εργαλείων παρακολούθησης μη παρεμβατικού φορτίου (NILMTK).

Specification	Description
AC power types	active power in W
Compatible to NILMTK	Yes
Duration	180 days
File format	CSV and HDF5
Number of appliances	21
Number of households	1
Origin of ground-truth	Austria
Sampling interval	0.2 s

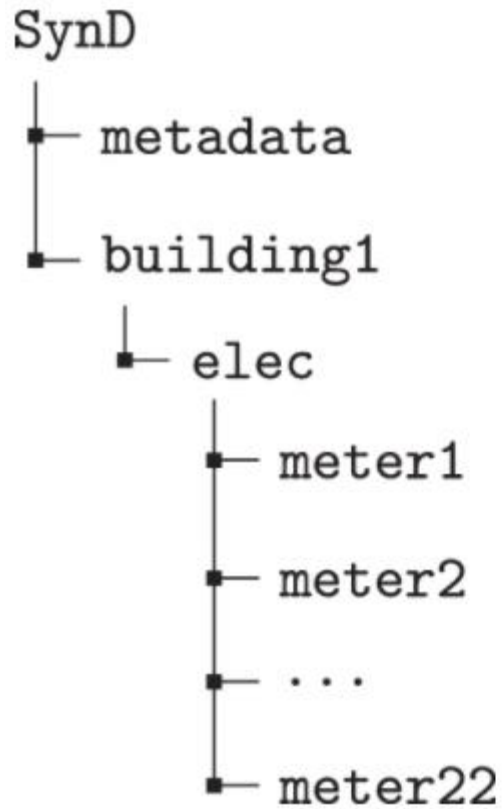
ΕΙΚΟΝΑ 15: Σύνοψη βασικών ιδιοτήτων του SynD.

Η αρχική έκδοση του SynD περιλαμβάνει τέσσερα αρχεία, όπως παρατίθενται στην εικόνα 16. Εμπνευσμένοι από προτάσεις που έγιναν σε μια πρόσφατη εργασία σχετικά με ενεργειακά σύνολα δεδομένων, κυκλοφορούμε το SynD σε δύο διαφορετικές μορφές: CSV και HDF5. Αυτό το αρχείο αποτελείται από 22 αρχεία CSV, όπου ένα αρχείο CSV περιέχει τη χρονοσειρά ισχύος μιας συσκευής τη φορά. Το όνομα αρχείου υποδεικνύει με ποια συσκευή σχετίζονται τα δεδομένα. Το πλαίσιο 2 δείχνει το επάνω μέρος του αρχείου 1 .csv, το οποίο συνοψίζει την κατανάλωση ρεύματος από το δίκτυο με την πάροδο του χρόνου. Οι αναγνώσιμες από τον άνθρωπο χρονικές σημάνσεις χρησιμεύουν ως ευρετήριο και ως πίνακας ως οριοθέτες σε όλα τα αρχεία CSV της κυκλοφορίας.

File Name	Description
appliance_labels.yml	Explains mapping of IDs and appliances.
appliance_traces.zip	The power traces used to create appliance models.
metadata.zip	Contains metadata of dataset, meters and appliances.
dataset_generator.zip	The generator used to create SynD.
SynD.h5	The NILMTK version of SynD.
SynD_CSV.zip	The CSV version of SynD.

EIKONA 16: Αρχική έκδοση του SynD.

Το αρχείο `appliance_labels.yml` περιλαμβάνει ένα λεξικό Python που εξηγεί την αντιστοίχιση των ονομάτων αρχείων και των συσκευών CSV στο SynD. Μπορείτε να λάβετε την έκδοση HDF5 του SynD από το `SynD.h5`. Το αρχείο `zip metadata.zip` προσφέρει ολοκληρωμένα μεταδεδομένα για το σύνολο δεδομένων, τις συσκευές μέτρησης (HMC8015) και τις 21 οικιακές συσκευές. Παρουσιάζουμε τα μεταδεδομένα για την καφετιέρα ως παράδειγμα. Στο μέγιστο των δυνατοτήτων μας, συλλέξαμε πληροφορίες για τον τύπο, την ονομαστική κατανάλωση ενέργειας και τον κατασκευαστή για όλες τις συσκευές. Τα αρχεία μεταδεδομένων που παρέχονται μαζί με το σύνολο δεδομένων προορίζονται να χρησιμεύσουν ως σημαντικοί πόροι για τους μελλοντικούς ερευνητές. Παρέχουμε πληροφορίες για συγκεκριμένες πληροφορίες για τη συσκευή, λεπτομέρειες για συσκευές μέτρησης, γενικές παρατηρήσεις για το σύνολο δεδομένων μας και αναφορές σε περαιτέρω πόρους.



4.3 Ανάλυση

Τα ενεργειακά δεδομένα του πραγματικού κόσμου είναι το αποτέλεσμα μέτρησης σε νοικοκυριά ή/και βιομηχανικές εγκαταστάσεις με ιδιαίτερη προσοχή ώστε να μην διαταραχθούν οι καθημερινές ρουτίνες εντός του παρακολουθούμενου νοικοκυριού, έτσι ώστε τα καταγεγραμμένα δεδομένα να μοιάζουν με την πραγματικότητα.

Σε αυτήν την ενότητα, παρουσιάζονται οι αναλύσεις και μελέτες περιπτώσεων που σηματοδοτούν ισχυρή ομοιότητα μεταξύ συνόλων δεδομένων συνθετικής ενέργειας SynD και πραγματικών συνόλων δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας. Στις μελέτες μας,

χρησιμοποιούμε δεδομένα από πολλαπλά νοικοκυριά ενσωματωμένα σε τέσσερα κοινά σύνολα δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας: DRED23, ECO24, REFIT25 και DALE26.

Με την αξιολόγηση της ομοιότητας μεταξύ πραγματικών και συνθετικών δεδομένων, αποδεικνύουμε ότι το SynD αντιπροσωπεύει ένα έγκυρο σύνολο δεδομένων ενέργειας. Οι μελέτες επικύρωσης επικεντρώνονται σε δύο πτυχές των συνόλων δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας:

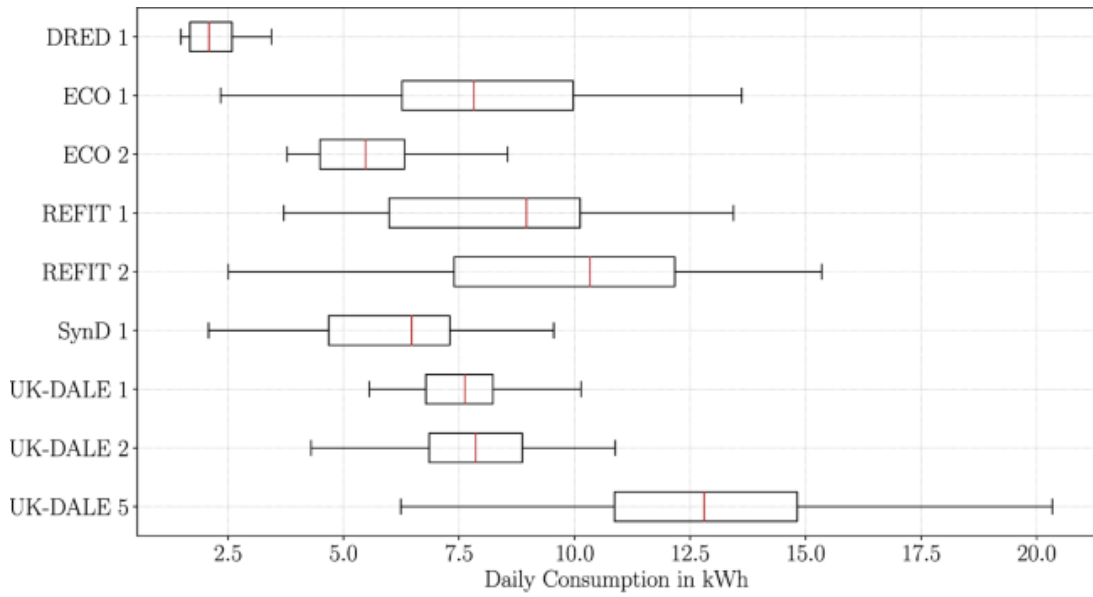
1. **Συνολική κατανάλωση:** Μελετάμε τις διαφορές στην κατανάλωση ενέργειας των νοικοκυριών σε συγκεντρωτικό επίπεδο (δηλαδή δεδομένα έξυπνου μετρητή)
2. **Κατανάλωση ρεύματος μεμονωμένων συσκευών:** Μελετάμε τη χρήση της συσκευής στα νοικοκυριά και αναλύουμε ομοιότητες μεταξύ μετρήσεων ισχύος από πραγματικά νοικοκυριά και SynD

Το σήμα συνολικής ισχύος ενός νοικοκυριού, που λαμβάνεται από έναν έξυπνο μετρητή, μπορεί να παρέχει βαθιές πληροφορίες για τις καθημερινές συνήθειες των κατοίκων, τις ατομικές συνήθειες και τις τρέχουσες συσκευές, όπως οι αντλίες θερμότητας. Τα δεδομένα έξυπνων μετρητών μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας των νοικοκυριών. Οι συγγραφείς παρέχουν μια ολοκληρωμένη ανασκόπηση των αναλύσεων δεδομένων έξυπνων μετρητών. Όσον αφορά ένα σύνολο δεδομένων συνθετικής ενέργειας, τίθεται το ερώτημα πόσο καλά μια τέτοια προσομοιωμένη χρονοσειρά μοιάζει με τη συνολική σειρά ισχύος των πραγματικών νοικοκυριών. Για το λόγο αυτό, παρουσιάζουμε μια μελέτη που συγκρίνει τις συνολικές ενδείξεις ισχύος του SynD και τις ενδείξεις που λαμβάνονται από πραγματικά νοικοκυριά.

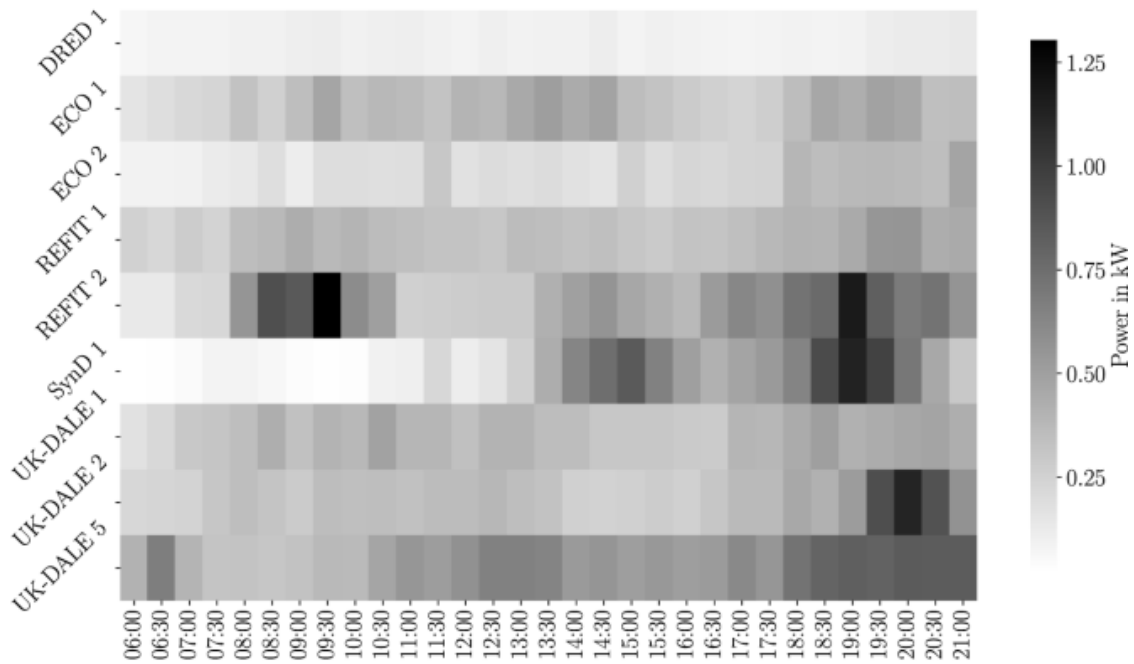
Για σαράντα ημέρες, εξήχθη το συνολικό σήμα ισχύος από το σπίτι 1 στο DRED, το σπίτι 1 και 2 στο ECO, το σπίτι 1 και 2 από το REFIT και το σπίτι 1, 2 και 5 από το UK-DALE. Ως πρώτο βήμα, υπολογίστηκε η ημερήσια κατανάλωση ενέργειας αυτών των νοικοκυριών για σαράντα συνεχόμενες ημέρες.

Το πλαίσιο στην εικόνα 17α δίνει πληροφορίες για το πόσο ποικίλλει η ημερήσια κατανάλωση ενέργειας στα νοικοκυριά που παρατηρήθηκαν. Με 2,09 kWh, παρατηρούμε τη χαμηλότερη μέση κατανάλωση ενέργειας στο σπίτι 1 του DRED, ενώ το σπίτι 5 του UK-DALE παρουσιάζει την υψηλότερη διάμεση κατανάλωση ενέργειας με 12,80 kWh. Το νοικοκυριό που αποτελείται από συνθετικά δεδομένα, το SynD, κατατάσσεται στη μέση των παρατηρούμενων νοικοκυριών με 6,47 kWh. Οι πλησιέστεροι γείτονες του SynD είναι το σπίτι 1 του UK-DALE 7,62 kWh και το σπίτι 2 σε ECO 5,47 kWh. Επιπλέον, το πλαίσιο που σχετίζεται με το SynD δείχνει ένα ενδιάμεσο μέγεθος κουτιού, το οποίο υποδεικνύει ότι η μέση απόκλιση από τη διάμεσο βρίσκεται σε ένα ρεαλιστικό εύρος σε σύγκριση με ένα στενό πλαίσιο για το DRED και ένα αρκετά φαρδύ πλαίσιο για το σπίτι 2 του REFIT. Για να συνοψίσουμε τα ευρήματα που παρουσιάζονται στην εικόνα 17α.

Τα αποτελέσματα της πρώτης μας μελέτης δείχνουν ότι με βάση τη μέση ημερήσια κατανάλωση ενέργειας, το συνθετικό νοικοκυριό στο SynD φαίνεται να μοιάζει πολύ με ένα πραγματικό νοικοκυριό. Ούτε η ημερήσια κατανάλωση ενέργειας του SynD εστιάζει σε ένα στενό διάστημα ούτε παρατηρούμε ακραίες τιμές κατά τη διάρκεια της περιόδου παρατήρησης των σαράντα ημερών.



(a)



(b)

ΕΙΚΟΝΑ 17a: Ημερήσια κατανάλωση ενέργειας.

ΕΙΚΟΝΑ 17b: Χάρτης θερμότητας.

Όσον αφορά την κατανάλωση ενέργειας των μεμονωμένων ημερών, είναι σημαντικό να εξεταστεί ποια ώρα της ημέρας τα νοικοκυριά καταναλώνουν τη μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας. Για ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων, είναι σημαντικό να αποδειχθεί ότι η χρήση της συσκευής εκχωρείται σε ρεαλιστικά χρονικά παράθυρα. Για παράδειγμα, ο μέσος άνθρωπος δεν θα ταξινομήσει τη χρήση του πλυντηρίου πιάτων στη μέση της νύχτας ως συνηθισμένο γεγονός, αν και μπορεί να ισχύουν σπάνιες εξαιρέσεις. Στη δεύτερη μελέτη επικύρωσης, εξάγαμε το μέσο προφίλ φορτίου εννέα νοικοκυριών για διάρκεια σαράντα συνεχόμενων ημερών, οκτώ από αυτά είναι πραγματικά νοικοκυριά και το υπόλοιπο νοικοκυριό που είναι ενσωματωμένο στο SynD. Εικονίζουμε αυτά τα προφίλ μέσου φορτίου με τη βοήθεια ενός θερμικού χάρτη.

Ο χάρτης θερμότητας στην εικόνα 17β διαιρεί τα προφίλ φορτίου σε χρονικές υποδοχές με διάρκεια 30 λεπτών. Για κάθε χρονική θυρίδα, σχεδιάζουμε τη μέση κατανάλωση ενέργειας κατά τη διάρκεια αυτού του χρονικού παραθύρου. Για πολλά νοικοκυριά, παρατηρούμε έντονες ομοιότητες μεταξύ ECO 1, REFIT 1 και UK-DALE 1. Τα νοικοκυριά ECO 2 και DRED 1 εμφανίζουν σημαντικά χαμηλότερα επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας τις περισσότερες ώρες της ημέρας σε σύγκριση με άλλα νοικοκυριά σε αυτήν τη μελέτη. Ιδιαίτερα αξιοσημείωτα είναι εμφανή ιδιαίτερα χαρακτηριστικά ορισμένων νοικοκυριών:

Στο REFIT 2, εντοπίζουμε ένα σημαντικό υψηλό επίπεδο κατανάλωσης ενέργειας το πρωί, το οποίο έχει επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας παρόμοια με το UK-DALE 2 και το SynD 1 αργά τα βράδια. Το βράδυ καθώς και αργά το βράδυ, εντοπίζουμε ισχυρές ομοιότητες μεταξύ των πραγματικών νοικοκυριών UK-DALE 2, REFIT 2 και του προσομοιωμένου νοικοκυριού SynD 1. Γενικά, το SynD μοιάζει πολύ με πραγματικά νοικοκυριά κατά το

δεύτερο μισό της ημέρας. Ωστόσο, εντοπίζουμε σημαντικά χαμηλότερα επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας στο SynD κατά τη διάρκεια του πρωινού, τα οποία μοιάζουν μάλλον με τα επίπεδα που παρατηρούνται στα νοικοκυριά ECO 2 και DRED 1.

Υποπευόμαστε δύο ανεξάρτητες αιτίες που εξηγούν αυτές τις διαφορές. Πρώτον, το σύνολο δεδομένων δεν περιέχει λευκές συσκευές με σημαντική κατανάλωση ενέργειας, όπως κοινές ηλεκτρικές σόμπες. Κατά συνέπεια, δραστηριότητες κατά τη διάρκεια του πρωινού, δεν αντανακλώνονται στην κατανάλωση ενέργειας το πρωί. Επίσης, το σύνολο δεδομένων μας δεν περιλαμβάνει ηλεκτρικούς θερμοσίφωνες, οι οποίοι θα λειτουργούσαν το πρωί. Δεύτερον, τα προφίλ φορτίου επηρεάζονται έντονα από τον τρόπο ζωής και την καθημερινή ρουτίνα των κατοίκων.

Οικογένειες, ηλικιωμένοι, ενήλικες και νεαροί ενήλικες διακρίνονται στην ώρα αφύπνισης καθώς και στη διάρκεια παραμονής τους στο σπίτι τους το πρωί. Οι προσομοιώσεις που σχετίζονται με το SynD υλοποιήθηκαν από νεαρούς ενήλικες και μαθητές ως επί το πλείστον. Ενώ οι περισσότερες εργασίες όπως η μέτρηση μιας συσκευής είναι απλές και έχουν εκτελεστεί σχολαστικά, πρέπει να υποθέσουμε ότι ορισμένες αποφάσεις σχεδιασμού, για παράδειγμα για την επιλογή μιας δεδομένης συσκευής ή για την αναζήτηση εύλογων χρονοδιαγραμμάτων σε άλλα σύνολα δεδομένων, μπορεί να προέρχονται από την ερμηνεία των ίδιων των μαθητών ενός κανονικό τρόπο ζωής. Ωστόσο, η αξιολόγηση της ποιότητας του συνόλου δεδομένων όσον αφορά τη σύγκριση με άλλα πραγματικά σύνολα δεδομένων έχει γίνει ανεξάρτητα για να αποφευχθεί ο σχεδιασμός προσομοιώσεων από τους μαθητές που τους φαίνονται ρεαλιστικοί.

Όπως μπορούμε να λάβουμε από τον χάρτη θερμότητας, υπάρχει μικρή κατανάλωση ενέργειας το πρωί, μέτρια κατανάλωση το απόγευμα και μάλλον μεγάλη κατανάλωση αργά

το βράδυ. Συνοψίζοντας, το νοικοκυριό που προσομοιώνεται στο SynD μπορεί να συσχετιστεί με έναν μάλλον χαλαρό τρόπο ζωής ενός μόνο ατόμου ή ενός νεαρού ζευγαριού που έχει μικρή κατανάλωση ενέργειας πριν το μεσημέρι και χρησιμοποιεί τις συσκευές του το απόγευμα και τη νύχτα. Επιπλέον, θα πρέπει να επισημανθεί ότι στην εικόνα 17β δείχνει ότι δεν υπάρχει ούτε ένα χρονικό παράθυρο για το SynD με αυξημένα επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας, δηλαδή όλα τα χρονικά παράθυρα του συνθετικού μας δεδομένων δείχνουν λογικά επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας.

Για σαράντα συνεχόμενες ημέρες, υπολογίστηκε η κατανάλωση ενέργειας σε πλυντήρια πιάτων, ψυγεία, πλυντήρια ρούχων και βραστήρες νερού για πολλά νοικοκυριά των DRED, ECO, REFIT, SynD και UK-DALE. Όπου ήταν δυνατόν, επιλέξαμε δεδομένα από την ίδια σεζόν για να επιτύχουμε μια δίκαιη σύγκριση. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι εφαρμόζουμε το ίδιο χρονικό διάστημα με την προηγούμενη μελέτη, δηλαδή σαράντα ημέρες ανά νοικοκυριό. Η εικόνα 18 παραθέτει την κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή. Επισημαίνουμε εκείνα τα νοικοκυριά που δεν περιέχουν αντίστοιχο τύπο συσκευής ως μη διαθέσιμα (n/a). Παρατηρούμε ότι η κατανάλωση ενέργειας των συσκευών διαφέρει σημαντικά μεταξύ των παρατηρούμενων νοικοκυριών.

Για παράδειγμα, το πλυντήριο πιάτων στο REFIT 1 κατανάλωσε 7,75 kWh σε διάστημα σαράντα ημερών, ενώ το πλυντήριο πιάτων στο REFIT 2 κατανάλωσε 43,19 kWh. Ομοίως, παρατηρούμε κατανάλωση ενέργειας 32,27 kWh για το πλυντήριο ρούχων στο UK-DALE 5, ενώ στο σπίτι 2 του ίδιου συνόλου δεδομένων, προσδιορίζουμε μόνο 2,28 kWh. Αυτές οι διαφορές στην κατανάλωση ενέργειας μπορεί να έχουν διάφορες αιτίες. Για παράδειγμα,

η κατανάλωση ενέργειας των συσκευών εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον αριθμό των κατοίκων, τις συνήθειες τους, την οικογενειακή κατάσταση κ.λπ.

Ως αποτέλεσμα, οι κοινές οικιακές συσκευές όπως πλυντήρια πιάτων και πλυντήρια ρούχων μπορεί να λειτουργούν πιο συχνά σε νοικοκυριά με μεγαλύτερες οικογένειες. Δεύτερον, οι συσκευές του ίδιου είδους αλλά διαφορετικού μοντέλου συσκευής μπορεί να διαφέρουν ουσιαστικά ως προς την κατανάλωση ενέργειας.

Κατά συνέπεια, δύο διαφορετικές συσκευές που έχουν κατασκευαστεί για να εξυπηρετούν την ίδια φυσική εργασία μπορεί να απαιτούν διαφορετικά επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας για την ολοκλήρωση αυτής της συγκεκριμένης εργασίας. Όποια και αν είναι η προέλευση των διαφορετικών επιπέδων κατανάλωσης ενέργειας, παρατηρούμε ομοιότητες μεταξύ ορισμένων ομάδων πλυντηρίων πιάτων, πλυντηρίων ρούχων και βραστήρες νερού. Είναι ενδιαφέρον ότι οι βραστήρες νερού στα βρετανικά σύνολα δεδομένων (REFIT & UK-DALE) φαίνεται να καταναλώνουν πολύ περισσότερη ενέργεια κατά τη διάρκεια αυτών των σαράντα ημερών από τους αντίστοιχους ηπειρωτικού-ευρωπαϊκούς (DRED & ECO) σε αυτήν τη μελέτη.

Περισσότερες μελέτες για τους ηλεκτρικούς βραστήρες μπορούν να βρεθούν σε σχετική εργασία, όπου οι ερευνητές παρουσιάζουν μελέτες σχετικά με τα πρότυπα χρήσης και συζητούν τις δυνατότητες εξοικονόμησης ενέργειας. Παρατηρούμε ότι ο βραστήρας νερού στο SynD δείχνει παρόμοιο επίπεδο κατανάλωσης ενέργειας με τους βραστήρες στο DRED και στο ECO. Όσον αφορά τις προσομοιωμένες οικιακές συσκευές του SynD, παρατηρούμε ότι η ενεργειακή τους κατανάλωση κατατάσσεται είτε στο ανώτερο τρίτο

είτε στο μέσο της κατανάλωσης ενέργειας. Ως συνέπεια αυτής της κατάταξης, υποθέτουμε ότι η διαδικασία προσομοίωσής μας δημιουργεί επαρκή αριθμό μοτίβων.

Dataset	House	Energy Consumption in kWh			
		Dishwasher	Fridge	Washing machine	Water Kettle
DRED	1	n/a	28.45	4.60	2.45
ECO	1	n/a	16.19	22.04	4.27
ECO	2	15.94	19.70	n/a	2.39
REFIT	1	7.75	15.25	10.12	n/a
REFIT	2	43.19	28.19	14.15	23.06
REFIT	8	n/a	7.80	20.91	16.17
<i>SynD</i>	1	26.52	16.98	24.92	4.48
UK-DALE	1	12.57	30.71	21.04	11.71
UK-DALE	2	7.69	5.49	2.28	34.46
UK-DALE	5	13.09	30.85	32.27	0.00

ΕΙΚΟΝΑ 18: Κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή.

4.4 Στατιστική ομοιότητα συσκευών

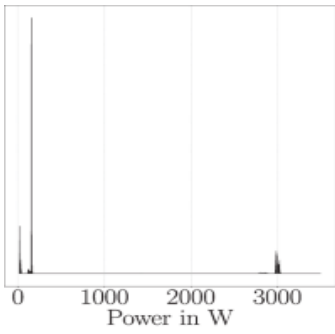
Εκτός από τη συνολική κατανάλωση ενέργειας, οι συσκευές διαφέρουν ως προς τις καταστάσεις ισχύος και τα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας, δηλαδή το επίπεδο κατανάλωσης ενέργειας με την πάροδο του χρόνου. Ιδιαίτερα κατά την αξιολόγηση συνθετικών δεδομένων, τίθεται το ερώτημα πόσο όμοιες είναι αυτές οι συνθετικές χρονοσειρές σε σύγκριση με χρονοσειρές που προέρχονται από πραγματικές μετρήσεις.

Προκειμένου να απαντηθεί αυτή η ερώτηση και να επικυρωθεί η προσομοίωσή μας, παρουσιάζουμε μια μελέτη περίπτωσης που χρησιμοποιεί στατιστικά μέτρα απόστασης για

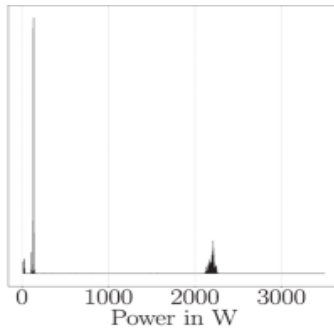
να ποσοτικοποιήσει την ομοιότητα μεταξύ οικιακών συσκευών από DRED, ECO, REFIT, SynD και UK-DALE. Η μελέτη μας χρησιμοποιεί τις ίδιες οικιακές συσκευές με προηγούμενες περιπτωσιολογικές μελέτες και δεδομένα από τις ίδιες σαράντα ημέρες. Ως πρώτο βήμα, εξάγουμε τις χρονοσειρές για πλυντήρια πιάτων, ψυγεία, πλυντήρια ρούχων και βραστήρες νερού από τα σύνολα δεδομένων. Όπου είναι δυνατόν, εξάγουμε τις χρονοσειρές από την ίδια εποχή του έτους (δηλαδή τους ίδιους μήνες).

Στη συνέχεια, καθαρίζοντας τις χρονοσειρές με εκ νέου δειγματοληψία σε διάστημα δειγματοληψίας 10 δευτερολέπτων. Στη συνέχεια, εξάγοντας τη συνάρτηση μάζας πιθανότητας (PMF) από τις αντίστοιχες χρονοσειρές .

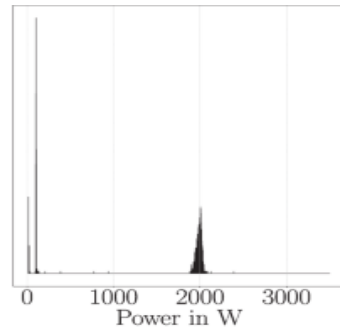
Παρέχουμε παραδείγματα για μερικά από τα προκύπτοντα PMF στην εικόνα 19. Για να βελτιώσουμε την αναγνωσιμότητα σε αυτά τα γραφήματα, ρίχνουμε τιμές για τιμές ισχύος μικρότερες από 10 W. Για τους τέσσερις τύπους συσκευών που εξετάζονται στην εικόνα 19, παρατηρούμε ότι σε σύγκριση με τα PMF που προέρχονται από πραγματικά δεδομένα, τα PMF που λαμβάνονται από συνθετικά δεδομένα διασκορπίζονται λιγότερο. Ωστόσο, εντοπίζουμε ισχυρή ομοιότητα μεταξύ των PMF της ίδιας κατηγορίας συσκευών. Για παράδειγμα, τα PMF των πλυντηρίων πιάτων έχουν τρεις αντιπροσωπευτικές καταστάσεις ισχύος, δύο κάτω από 250 W και μία κοντά στα 2000 W ή παραπάνω.



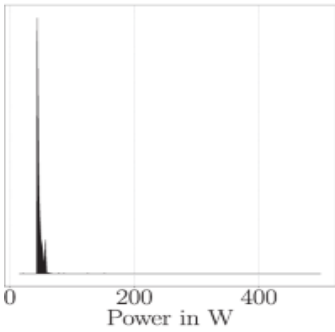
(a)



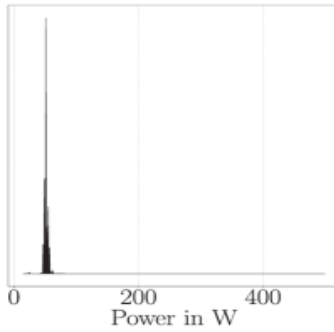
(b)



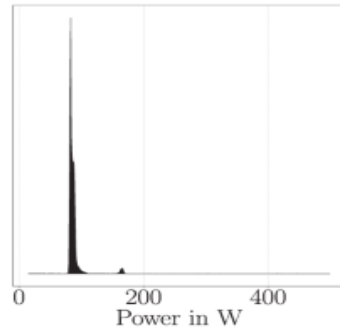
(c)



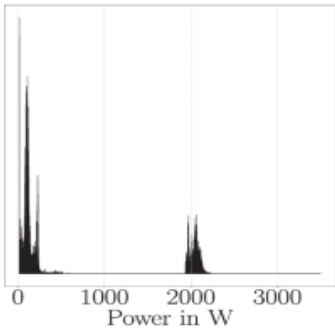
(d)



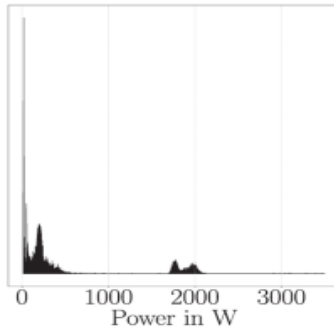
(e)



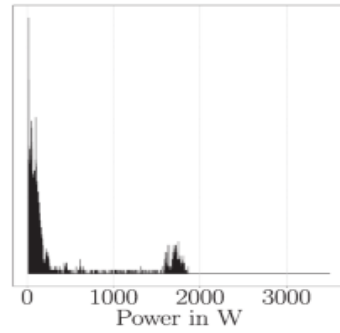
(f)



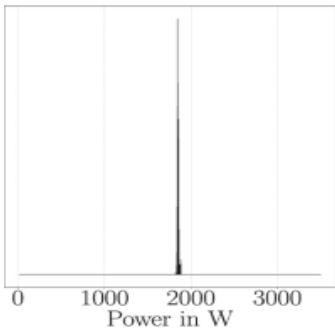
(g)



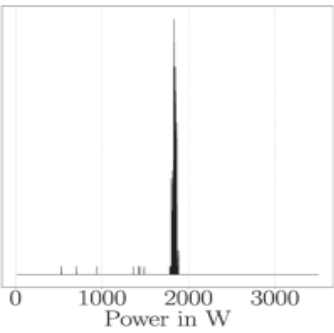
(h)



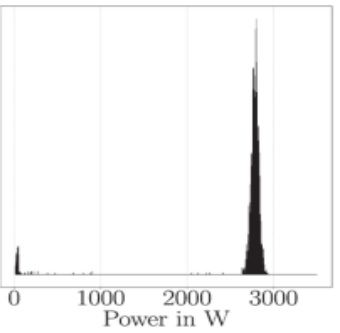
(i)



(j)



(k)



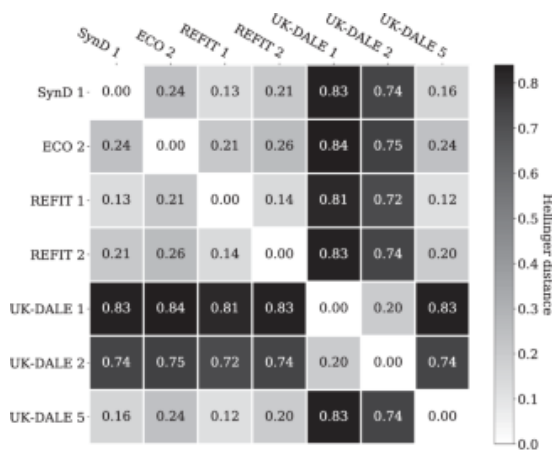
(l)

EIKONA 19:

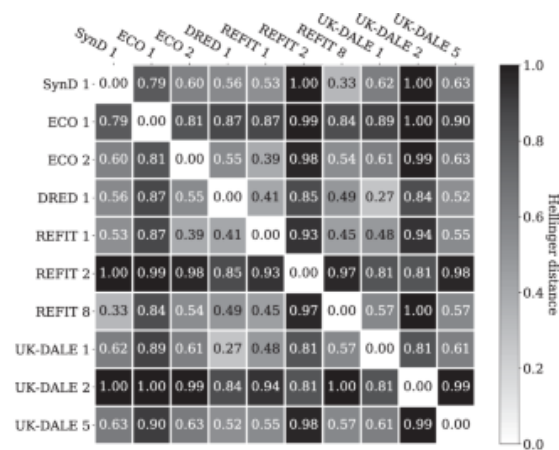
Για να ποσοτικοποιήσουμε την ομοιότητα μεταξύ συνθετικών και πραγματικών συσκευών, υπολογίζουμε στατιστικά μέτρα απόστασης μεταξύ συναρτήσεων μάζας πιθανότητας. Σε αυτή τη μελέτη, χρησιμοποιούμε την απόσταση Hellinger και ένα μέτρο απόστασης που βασίζεται στην απόκλιση Jensen-Shannon. Η απόσταση Hellinger ορίζεται ως ο Ευκλείδειος κανόνας της διαφοράς των τετραγωνικών ριζών δύο διακριτών κατανομών πιθανότητας P και Q:

$$\begin{aligned} D_H(P \parallel Q) &= \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \sqrt{\sum_{x \in X} (\sqrt{P(x)} - \sqrt{Q(x)})^2} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \|\sqrt{P} - \sqrt{Q}\|_2 \end{aligned}$$

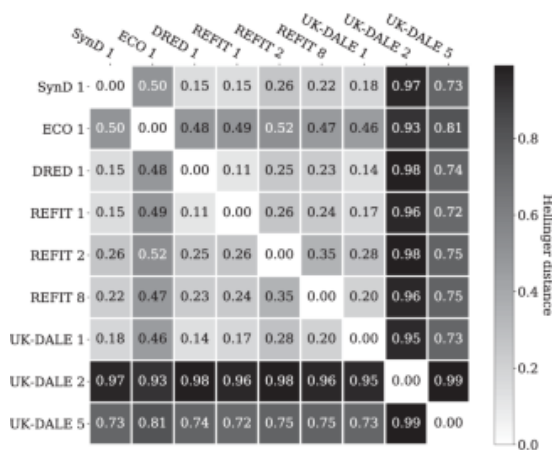
Μια απόσταση Hellinger υποδηλώνει συνολική ομοιότητα, ενώ η μέγιστη τιμή είναι 1. Εξάγουμε την απόσταση Hellinger μεταξύ των PMF των πλυντηρίων πιάτων, των ψυγείων, των πλυντηρίων ρούχων και των βραστών νερού. Στην εικόνα 20 παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της μελέτης μας. Παρουσιάζουμε τέσσερις πίνακες, όπου ένας πίνακας συσχετίζεται με έναν τύπο συσκευής κάθε φορά. Οι παρουσιαζόμενοι πίνακες δηλώνουν την ομοιότητα στη μορφή της απόστασης Hellinger μεταξύ δύο συσκευών. Για κάθε σειρά μιας μήτρας, υπολογίζουμε την απόσταση Hellinger μιας συσκευής, για παράδειγμα ενός πλυντηρίου πιάτων, από όλες τις άλλες συσκευές του ίδιου είδους. Πρέπει να σημειωθεί ότι η διαγώνιος του πίνακα είναι πάντα μηδέν αφού αναφέρει την απόσταση ενός PMF στον εαυτό του.



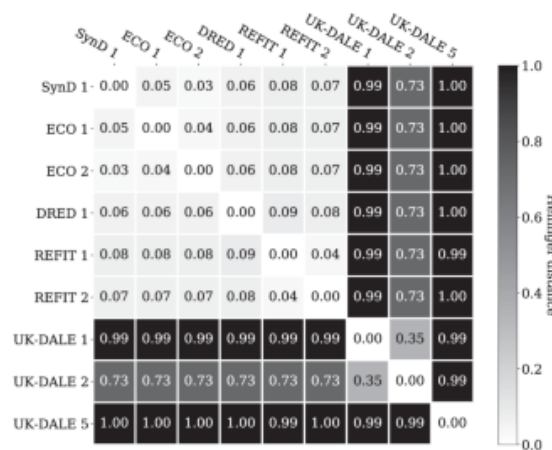
(a)



(b)



(c)



(d)

EΙΚΟΝΑ 20: Αποτελέσματα της μελέτης με βάση την απόσταση Hellinger.

Παρατηρούμε χαμηλές αποστάσεις Hellinger, $DH < 0,25$, μεταξύ του πλυντηρίου πιάτων της SynD και των πλυντηρίων πιάτων στο ECO 2, REFIT 1, REFIT 2 και UK-DALE 5. Επιπλέον, αυτές οι συσκευές εμφανίζουν κατά ζεύγη χαμηλές αποστάσεις Hellinger, οι οποίες έχουν περίπου το ίδιο μέγεθος ως Hellinger αποστάσεις του SynD. Σε αντίθεση με αυτό, μετράμε εξαιρετικά υψηλές αποστάσεις μεταξύ των πλυντηρίων πιάτων UK-DALE 1, UK-DALE 2 και των υπόλοιπων πλυντηρίων πιάτων στη μελέτη μας. Είναι ενδιαφέρον

ότι το UK-DALE 1 και το UK-DALE 2 δείχνουν απόσταση Hellinger 0,20. Για τα ψυγεία της μελέτης μας, παρατηρούμε κυρίως ενδιάμεσες αλλά και υψηλές αποστάσεις Hellinger μεταξύ των PMF. Εκτός από σπάνιες εξαιρέσεις ανά ζεύγη, όπως η απόσταση μεταξύ SynD 1 και REFIT 8, παρατηρούμε κυρίως ενδείξεις ανομοιότητας. Παρατηρούμε μια μεγάλη ομάδα πλυντηρίων ρούχων με χαμηλή απόσταση Hellinger στη μελέτη μας.

Οι σειρές σε SynD 1, DRED 1, REFIT 1, REFIT 2, REFIT 8 και UK-DALE 1 δείχνουν όλες τιμές κάτω από 0,35. Για το ECO 1, καταγράφεται ενδιάμεση ομοιότητα με αυτήν την ομάδα πλυντηρίων ρούχων και μεγάλη ανομοιότητα μεταξύ του ECO 1 και του UK-DALE 2 καθώς και του UK-DALE 5..

Για να συμπληρώσουμε τη μελέτη μας, εφαρμόζουμε την απόσταση Jensen-Shannon ως δεύτερο στατιστικό μέτρο για την αξιολόγηση της ομοιότητας των PMF. Η απόσταση Jensen-Shannon ορίζεται ως η τετραγωνική ρίζα της απόκλισης Jensen-Shannon. Αυτή η απόσταση μετρά την ομοιότητα μεταξύ δύο κατανομών πιθανότητας P και Q:

$$DJS(P||Q)=\sqrt{12 \cdot (DKL(P||M)+DKL(Q||M))}$$

$$M=12 \cdot (P+Q)$$

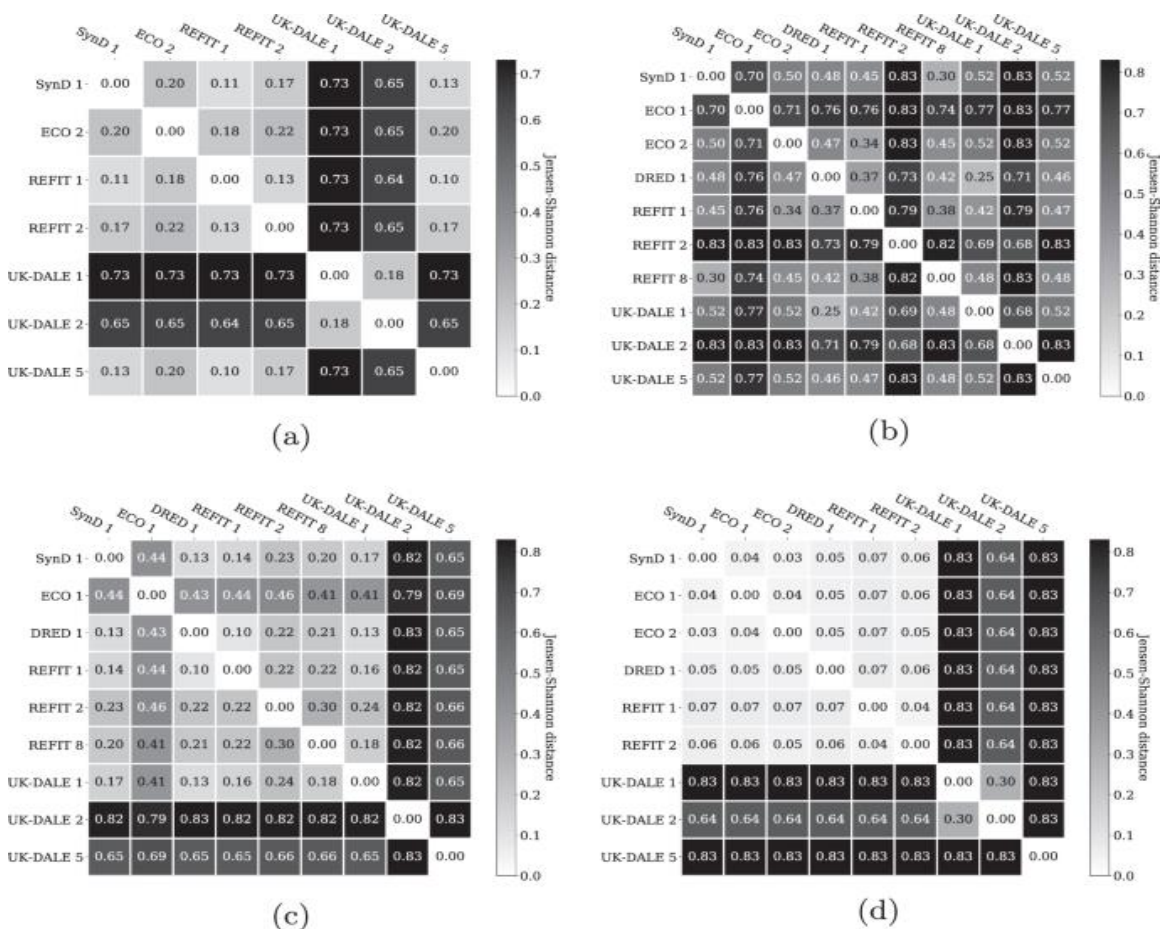
όπου το M ορίζεται ως ο σημειακός μέσος όρος των P και Q:

$$M=12 \cdot (P+Q)$$

Αυτό το μέτρο απόστασης βασίζεται στην απόκλιση Kullback-Leibler, είναι συμμετρικό και επιστρέφει πάντα μια πεπερασμένη τιμή. Η απόκλιση Kullback-Leibler, που συχνά αναφέρεται ως σχετική εντροπία, είναι η προσδοκία της λογαριθμικής διαφοράς μεταξύ P και Q, όπου η προσδοκία λαμβάνεται σε σχέση με τις πιθανότητες του

$$P: DKL(P||Q)=\sum_{x \in X} P(x) \cdot \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) \quad DKL(P||Q)=\sum_{x \in X} P(x) \cdot \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right)$$

Με τον ίδιο τρόπο όπως και για την απόσταση Hellinger, εξάγεται την απόσταση Jensen-Shannon για PMF πλυντηρίων πιάτων, ψυγείων, πλυντηρίων ρούχων και βραστήρες νερού. Η εικόνα 21 συνοψίζει την απόσταση JS με τη μορφή τεσσάρων πινάκων, όπου σχηματίζουμε έναν πίνακα ανά τύπο συσκευής. Οι ληφθέντες πίνακες μοιάζουν πολύ με το αποτέλεσμα μελετών που σχετίζονται με την απόσταση Hellinger. Με βάση αυτά τα αποτελέσματα, εξάγουμε πανομοιότυπα συμπεράσματα σχετικά με τις ομοιότητες κατά ζεύγη συσκευών, προσδιορίζουμε τις ίδιες ομάδες συσκευών με βάση την ομοιότητα ανά ζεύγη και παρατηρούμε ότι οι συσκευές του συνόλου δεδομένων UK-DALE εμφανίζουν υψηλότερους βαθμούς ανομοιότητας γενικά.



ΕΙΚΟΝΑ 21: Απόσταση JS με την μορφή τεσσάρων πινάκων.

Όσον αφορά τη στατιστική ομοιότητα με τη μορφή της απόστασης Hellinger ή Jensen-Shannon, εντοπίζουμε υψηλούς βαθμούς ομοιότητας προσομοιωμένων συσκευών στο SynD και συσκευών πραγματικών συνόλων δεδομένων κατανάλωσης ενέργειας. Επιπλέον, βρίσκουμε υψηλά επίπεδα ομοιότητας ανά ζεύγη μεταξύ ορισμένων συνόλων δεδομένων καθώς και εξαιρετικά χαμηλές ομοιότητες μεταξύ άλλων πραγματικών συνόλων δεδομένων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : Συμπεράσματα

Το NILM μπορεί να ωφελήσει στην αποσύνθεση συγκεντρωτικών δεδομένων ηλεκτρικού φορτίου σε ορισμένες κατηγορίες ιδιαίτερων χαρακτηριστικών, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση μεμονωμένων συσκευών από τα υπόλοιπα δείγματα. Σε αυτό το ερευνητικό πλαίσιο, έχει αποδειχθεί ότι το NILM εφαρμόζει ένα εργαλείο μέτρησης ενός σημείου, το οποίο επικυρώνει την έξυπνη δομή μέτρησης των ηλεκτρικών συσκευών που αναπτύσσονται σε πραγματική κατανάλωση. Οι συνολικές αξιολογήσεις απόδοσης υπογραμμίζουν την αξιοπιστία της έρευνας σε πρακτικές επιπτώσεις.

Με βάση την προαναφερθέν μελέτη μπορεί να αποδειχθεί ότι το SynD, συνιστάτε για τη χρήση του NILMTK. Για την άμεση πρόσβαση σε δεδομένα από το SynD, οι χρήστες

πρέπει να δημιουργήσουν ένα νέο αντικείμενο DataSet και να αναφέρουν το αρχείο HDF5. Αυτό το αντικείμενο χρησιμεύει για πρόσβαση σε δεδομένα και προσφέρει επίσης μεταδεδομένα. Το SynD περιέχει ομάδα ενός μέτρου και με τη βοήθεια αυτού του επιλεγμένου αντικειμένου, οι χρήστες μπορούν να έχουν άμεση πρόσβαση σε δεδομένα του ηλεκτρικού ρεύματος ή των μεμονωμένων συσκευών. Για την ανάδειξη της τεχνικής εγκυρότητας του συνθετικού συνόλου δεδομένων SynD, παρουσιάζουμε αρκετές περιπτωσιολογικές μελέτες που αξιολογούν την ομοιότητα του SynD και τεσσάρων άλλων ενεργειακών συνόλων δεδομένων, τα οποία προέρχονται από εκστρατείες μέτρησης σε πραγματικά νοικοκυριά. Αποδεικνύεται ότι η διακύμανση της ημερήσιας κατανάλωσης ενέργειας του νοικοκυριού βρίσκεται σε ένα ρεαλιστικό εύρος. Σε ορισμένες περιπτώσεις, εντοπίζεται μια αξιοσημείωτη μικρότερη διακύμανση. Εξάγοντας το μέσο προφίλ φορτίου των νοικοκυριών για σαράντα ημέρες και εξετάζοντας την εξάπλωση της χρήσης της συσκευής κατά τη διάρκεια της ημέρας με το SynD, εντοπίζουμε ομοιότητες. Κατά τη διάρκεια μελετών με έμφαση σε μεμονωμένες συσκευές, διαπιστώνουμε ότι οι συσκευές στο SynD εμφανίζουν συγκρίσιμη κατανάλωση ενέργειας με τις πραγματικές οικιακές συσκευές για μια περίοδο παρατήρησης σαράντα ημερών. Εξάγοντας συναρτήσεις μάζας πιθανότητας επιλεγμένων συσκευών. Με βάση αυτά τα PMF, απεικονίζουμε ομοιότητες μεταξύ πραγματικών και προσομοιωμένων συσκευών με τη βοήθεια στατιστικών μέτρων ομοιότητας όπως η απόσταση Jensen-Shannon και η απόσταση Hellinger. Η τρέχουσα έκδοση του SynD αντιμετωπίζει ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι είναι αποτέλεσμα περιορισμών κόστους όσον αφορά την καμπάνια μέτρησης ή συνέπεια της προσέγγισής μας για τη μοντελοποίηση.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 1) Baranski M., Voss J., “Genetic Algorithm for Pattern Detection in NIALM Systems.”, In Proceedings of IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, Hague, The Netherlands, 10–13 October 2004, Volume 4, Pages 3462–3468.
- 2) K. Abed-Meraim, W. Qiu, and Y. Hua, “Blind system identification.”, Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 8, Pages 1310–1322, August 1997.
- 3) H. Zou, “The adaptive lasso and its oracle properties.”, Journal of American Statistical Association, vol. 101, no. 476, Pages 1418–1429, 2006. 105.Elhamifar E., Sapiro G., Sastry S., “Dissimilarity-Based Sparse Subset Selection.”, IEEE vol.38, no.11, November 2016.
- 4) Hana Altrabalsi, Vladimir Stankovic, Jing Liao, and Lina Stankovic, “Lowcomplexity energy disaggregation using appliance load modelling.”, AIMS Energy, 4(October 2015), Pages 884–905, 2016.
- 5) Czarnek N., Morton K. D., Collins L., Bradbury K., “Performance Comparison Framework for Energy Disaggregation Systems.”, IEEE International Conference on

- 6)** Smart Grid Communications (SmartGridComm): Data Management, Grid Analytics, and Dynamic Pricing (2015).
- 7)** S. Gupta, S. Reynolds, and S. N. Patel, “ElectriSense: Single-point sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home.”, In Proceedings of the Conference on Ubiquitous Computing, 2010.
- 8)** S. N. Patel, T. Robertson, J. A. Kientz, M. S. Reynolds, and G. Abowd, “At the flick of a switch: detecting and classifying unique electrical events on the residential power line.”, In Proceedings of the Conference on Ubiquitous Computing, 2006.
- 9)** Phillips S., “Reducing the Computation Time of the Isodata and K-Means Unsupervised Classification Algorithms.”, In Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Toronto, Canada, 24–28 June 2002, Volume 3, Pages 1627–1629.
- 10)** Lee S.C., Lin G.Y., Jih W.R., Hsu J.Y.J., “Appliance Recognition and Unattended Appliance Detection for Energy Conservation.”, In Proceeding of the Workshops at the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, Atlanta, GA, USA, 11–12 July 2010, Pages 37–44.

11) Rowe A., Berges M., Rajkumar R., “Contactless Sensing of Appliance State Transitions through Variations in Electromagnetic Fields.”, In Proceedings of the 2nd 12) ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Building, Zurich, Switzerland, 3–5 November 2010; pp. 19–24.

13) Hsueh-Hsien C., “Non-Intrusive Demand Monitoring and Load Identification for Energy Management Systems Based on Transient Feature Analyses.”, *Energies* 2012, 5(11), Pages 4569-4589.

14) Berges M., Soibelman L., Matthews H.S., “Leveraging Data from Environmental Sensors to Enhance Electrical Load Disaggregation Algorithms.”, In Proceedings of the 13th International Conference on Computing in Civil and Building Engineering, Nottingham, UK, 30 June–2 July 2010.

15) Lin G.y., Lee S.C., Hsu Y.J., Jih W.R., “Applying Power Meters for Appliance Recognition on the Electric Panel.”, In Proceedings of the 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Melbourne, Australia, 15–17 June 2010, Pages 2254–2259

16) Goncalves H., Ocneanu A., Berg'es M., Fan R.H., “Unsupervised Disaggregation of Appliances Using Aggregated Consumption Data.”, In Proceedings of KDD 2011 Workshop on Data Mining Applications for Sustainability, San Diego, CA, USA, 21–24 August 2011