



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»



ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

**Ενεργειακή Παρακολούθηση και Επιμερισμός Φορτίου:
Σύγχρονες Παρεμβατικές και Μη Παρεμβατικές Προσεγγίσεις**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ευδοξία Δ. Γαρίνη

Επιβλέπων : Δουλάμης Νικόλαος ,
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2024

ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Ενεργειακή Παρακολούθηση και Επιμερισμός Φορτίου:
Σύγχρονες Παρεμβατικές και Μη Παρεμβατικές Προσεγγίσεις**

Ευδοξία Δ. Γαρίνη

Επιβλέπων : Νικόλαος Δουλάμης,
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 14η Οκτωβρίου
2024.

Νικόλαος Δουλάμης
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αναστάσιος Δουλάμης
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Θεοδώρα Βαρβαρίγου
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2024

Ευδοξία Δ. Γαρίνη

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

Copyright © Ευδοξία Γαρίνη, 2024.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για την ενεργειακή διαχείριση των κτιρίων και των νοικοκυριών, εστιάζοντας στην παρακολούθηση της ηλεκτρικής ενέργειας τόσο με παρεμβατικό τρόπο (Intrusive Load Monitoring - ILM) όσο και με μη παρεμβατικό τρόπο (Non-Intrusive Load Monitoring - NILM). Στόχος της εργασίας είναι η εξοικονόμηση ενέργειας και η βελτίωση της παραγωγικότητας μέσω της πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης των οικιακών και άλλων συσκευών. Η παρακολούθηση φορτίου αποτελεί μια κρίσιμη διαδικασία, καθώς επιτρέπει την κατανόηση της συμπεριφοράς των ηλεκτρικών συσκευών και των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας που παρατηρούνται σε ένα κτίριο. Η διπλωματική εργασία παρουσιάζει τις βασικές έννοιες της παρακολούθησης φορτίου και της εκτίμησης της κατανάλωσης των επιμέρους συσκευών (Energy Disaggregation), καθώς και το θεωρητικό υπόβαθρο για τους αλγόριθμους επιμερισμού (επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης) αλλά και τις σύγχρονες προσεγγίσεις στον τομέα της ανάλυσης και αποσύνθεσης της ενέργειας.

Επιπλέον, η εργασία παρουσιάζει το θεωρητικό πλαίσιο, τα δημοφιλή σύνολα δεδομένων και τις μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται στον τομέα της ενεργειακής διαχείρισης, αναλύοντας τις διάφορες τεχνικές και τα εργαλεία που εφαρμόζονται για την επίτευξη των στόχων αυτών. Τέλος, η διπλωματική αυτή εργασία αναδεικνύει τη σημασία της ανάπτυξης και της εφαρμογής σύγχρονων τεχνολογιών στον τομέα της διαχείρισης της ενέργειας καθώς και ορισμένες μελλοντικές κατευθύνσεις, προκειμένου να επιτευχθεί μια πιο βιώσιμη και αποδοτική χρήση ενέργειας σε κτίρια, με σκοπό την ελαχιστοποίηση των περιβαλλοντικών επιπτώσεων και την προώθηση της ενεργειακής απόδοσης.

Λέξεις Κλειδιά: *Επιμερισμός ενέργειας, Παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου, Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου, Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, Πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης συσκευών*

Abstract

This thesis examines the use of artificial intelligence for energy management in buildings and households, focusing on electricity monitoring through both intrusive (Intrusive Load Monitoring - ILM) and non-intrusive methods (Non-Intrusive Load Monitoring - NILM). The aim of this work is to promote energy conservation and improve productivity through the forecasting of energy consumption for household and other appliances. Load monitoring is a critical process, as it enables the understanding of the behavior of electrical devices and the patterns of energy consumption observed in a building. The thesis presents the fundamental concepts of load monitoring and the estimation of consumption for individual devices (Energy Disaggregation), as well as the theoretical background for disaggregation algorithms (both supervised and unsupervised machine learning) and modern approaches in the analysis and disaggregation of energy.

Furthermore, this thesis outlines the theoretical framework, popular datasets, and methodologies used in the field of energy management, analyzing the various techniques and tools applied to achieve these objectives. Finally, this thesis highlights the significance of developing and implementing technologies in the area of energy management, as well as some future directions, in order to achieve a more sustainable and efficient energy use in buildings, aiming to minimize environmental impacts and promote energy efficiency.

Keywords: *Energy disaggregation, Intrusive Load Monitoring (ILM), Non-Intrusive Load Monitoring (NILM), Machine learning algorithms, Prediction of energy consumption*

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
1. Εισαγωγή	10
1.1 Αντικείμενο και Στόχοι της διπλωματικής εργασίας.....	10
2. Δίκτυα Ηλεκτρικής Ενέργειας	12
2.1 Τα Συμβατικά Ηλεκτρικά Δίκτυα	12
2.2 SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition.....	24
2.3 Το Έξυπνο Δίκτυο στην Ελλάδα.....	16
2.3.1 Οφέλη του ευφυούς ηλεκτρικού δικτύου.....	21
3. Παρακολούθηση και Ανάλυση Φορτίου	24
3.1 Εισαγωγή	24
3.2 Οφέλη	24
3.2.1 Ο Καταναλωτής	25
3.2.2 Οι πάροχοι Ενέργειας.....	25
3.3 Παρεμβατική παρακολούθηση Φορτίου	26
3.3.1 Έξυπνοι μετρητές	26
3.3.2 Αναμενόμενα οφέλη από την εγκατάσταση έξυπνων μετρητών	27
3.4 Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου.....	33
3.4.1 Τύποι συσκευών και Δεδομένα	35
3.4.2 Ρυθμός δειγματοληψίας	59
3.4.3 Πλαίσιο Υλοποίησης μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου	60
4. Μέθοδοι και Σύνολα Δεδομένων	39
4.1 Μηχανική Μάθηση	41
4.2 Νευρωνικά Δίκτυα	42
4.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης.....	43
4.2.2 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα	44
4.3 Μαρκοβιανά Μοντέλα	46
4.3.1 Αλυσίδες Markov	46
4.3.2 Κρυπτομαρκοβιανά Μοντέλα.....	48

Περιεχόμενα

4.3.3 Παραγοντικά Κρυπτομαρκοβιανά Μοντέλα.....	49
4.4 Συλλογή Δεδομένων	50
4.5 Γνωστά Σύνολα Δεδομένων.....	54
4.5.1 REDD.....	58
4.5.2 UK-DALE	59
4.5.3 BLUED.....	60
4.5.4 ECO.....	61
4.5.5 Pecan Street	62
4.5.6 iAWE.....	63
4.6 Αλγόριθμοι Επιμερισμού.....	64
4.6.1 Αλγόριθμος Hart.....	64
4.6.1.1 Παράδειγμα Κατανάλωσης Ισχύος.....	66
4.6.1.2 Βασικές αρχές του Αλγόριθμου Hart.....	67
4.6.1.3 Βελτιώσεις και επεκτάσεις.....	70
4.6.2 Combinatorial Optimisation (CO).....	71
4.6.2.1 Ένα Παράδειγμα αλγόριθμου CO.....	72
4.6.3 Discriminative Sparse Coding (DSC).....	73
4.6.4 HMM – Viterbi.....	74
4.6.5 EnerGAN++	75
4.6.6 Εκτίμηση μέγιστης Πιθανοφάνειας- Maximum Likelihood Estimation – MLE	77
4.6.7 Non-Intrusive Load Monitoring Toolkit – NILMTK.....	77
4.6.7.1 Χαρακτηριστικά NILMTK.....	78
5. Επιμερισμός της Ενέργειας – Energy Disaggregation.....	80
5.1 Τι είναι ο επιμερισμός;.....	80
5.2 Υπογραφές συσκευών.....	81
5.2.1 Υπογραφές σταθερής κατάστασης	82
5.2.2 Υπογραφές μεταβατικής κατάστασης	88
5.2.3 Υβριδικές προσεγγίσεις.....	91
5.3 Ανίχνευση Συμβάντων – Event Detection.....	92
5.3.1 Μέθοδοι βασισμένες σε συμβάντα.....	93
5.3.2 Μέθοδοι μη βασισμένες σε συμβάντα.....	95
5.3.3 Σύγκριση Μεθόδων	97

Περιεχόμενα

5.4 Ταξινόμηση	98
5.4.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	98
5.4.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	98
5.5 Συμπεράσματα.....	99
5.6 Ένα παράδειγμα Επιμερισμού	100
5.7 Τα οφέλη του επιμερισμού.....	101
5.8 Αξιολόγηση της Ακρίβειας.....	104
5.8.1 Σύνολα δεδομένων.....	105
5.8.2 Βασική Ακρίβεια	105
5.8.3 F-Score.....	106
5.8.4 Τροποποιημένο F-Score.....	107
5.8.5 Σύνοψη.....	108
6.Περιορισμοί και Μελλοντικές κατευθύνσεις.....	109
6.1 Αναγνώριση Περιορισμών	109
6.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις	111
Αναφορές:.....	114

1. Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο και Στόχοι της διπλωματικής εργασίας

Στα συμβατικά ηλεκτρικά δίκτυα, η διανομή της ενέργειας γίνεται με μια μονόδρομη επικοινωνία ανάμεσα στους παρόχους και τους καταναλωτές. Αυτό σημαίνει ότι οι καταναλωτές δεν έχουν τη δυνατότητα να συμμετέχουν ενεργά στη λειτουργία του δικτύου, είτε παράγοντας τη δική τους ενέργεια, είτε παρέχοντας δεδομένα σχετικά με την κατανάλωσή τους. Ωστόσο, αυτή η κατάσταση αρχίζει να μεταβάλλεται τα τελευταία χρόνια. Η συστηματική παρακολούθηση της ενεργειακής κατανάλωσης και οι αναβαθμίσεις στα ενεργειακά δίκτυα αποτελούν σημαντικούς τομείς έρευνας, με στόχο τη βελτιστοποίηση της διαχείρισης και της κατανάλωσης ενέργειας.

Στα τέλη του 2023 η Ευρωπαϊκή Τράπεζα Επενδύσεων (ΕΤΕΠ) με τον ΔΕΔΔΗΕ υπέγραψαν τη σύμβαση για τη χρηματοδότηση της σταδιακής εγκατάστασης των έξυπνων μετρητών ηλεκτρικής ενέργειας, μέσω των οποίων τα νοικοκυριά καθώς και οι επιχειρήσεις θα έχουν την ιδιοκτησία της κατανάλωσής τους. Τα συστήματα αναμένεται να παρέχουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο στους τελικούς πελάτες, να διευκολύνουν την εξοικονόμηση ενέργειας και να στηρίζουν την απόκριση ζήτησης. Επιπλέον, θα συμβάλλουν στην αντιμετώπιση ζητημάτων που επιβραδύνουν την επίτευξη των ευρωπαϊκών και εθνικών μακροπρόθεσμων στόχων για την ενέργεια και το κλίμα. [1]

Το πράσινο και βιώσιμο μέλλον της Ευρώπης περνά μέσα από έργα σαν αυτό. Τα σπίτια μας, οι χώροι εργασίας μας και άλλα κτίρια συγκαταλέγονται μεταξύ των κύριων πηγών εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα (CO₂), εν μέρει λόγω της μη αποδοτικής χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας. Οι έξυπνοι μετρητές, όπως αυτοί που εγκαθιστά ο ΔΕΔΔΗΕ, θα διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο στην αύξηση της ενεργειακής απόδοσης και την πρόληψη της σπατάλης.

Είναι γεγονός ότι πολλές χώρες επενδύουν σε έξυπνα δίκτυα. Με τον όρο έξυπνο δίκτυο αναφερόμαστε σε ένα δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας που βασίζεται σε ψηφιακές τεχνολογίες και διανέμει ηλεκτρικό ρεύμα στους καταναλωτές με βάση την αμφίδρομη επικοινωνία με τον πάροχο – παραγωγό ενέργειας. Ο στόχος των έξυπνων δικτύων είναι η βελτίωση της αποδοτικότητας των δικτύων, της μείωσης της καταναλισκόμενης ενέργειας και του κόστους της μέσω της παρακολούθησης, ανάλυσης και επικοινωνίας με τη γραμμή παροχής ηλεκτρικού ρεύματος [2].

Ένα σημαντικό στοιχείο αυτών των δικτύων είναι οι έξυπνοι μετρητές, οι οποίοι παρακολουθούν

την κατανάλωση ενέργειας από κάθε συσκευή, όπως σε ένα σπίτι. Με αυτόν τον τρόπο, τα δεδομένα κατανάλωσης μπορούν να αξιοποιηθούν τόσο από τους παρόχους όσο και από τους καταναλωτές. Οι καταναλωτές έχουν τη δυνατότητα να αναλύουν τις καθημερινές ενεργειακές ανάγκες τους και να υιοθετούν πρακτικές που μειώνουν την κατανάλωση. Ωστόσο, η αναβάθμιση των δικτύων και η χρήση έξυπνων μετρητών απαιτούν ειδικές υποδομές και είναι δαπανηρές.

Παρόλο που οι μέθοδοι παρεμβατικής παρακολούθησης προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια, ο απαιτούμενος εξοπλισμός, όπως οι μετρητές, μπορεί να είναι ακριβός και δύσκολο να εφαρμοστεί σε μεγάλα δίκτυα. Για αυτόν τον λόγο, υπάρχει ανάγκη για εναλλακτικές μεθόδους παρακολούθησης που δεν απαιτούν επιπλέον εξοπλισμό. Τέτοιες μέθοδοι, γνωστές ως μη παρεμβατικές παρακολουθήσεις φορτίων (Non-Intrusive Load Monitoring - NILM), εκτιμούν την κατανάλωση ενέργειας κάθε συσκευής, χωρίς μεμονωμένους μετρητές, αλλά επιμερίζοντας τη συνολική κατανάλωση του χώρου.

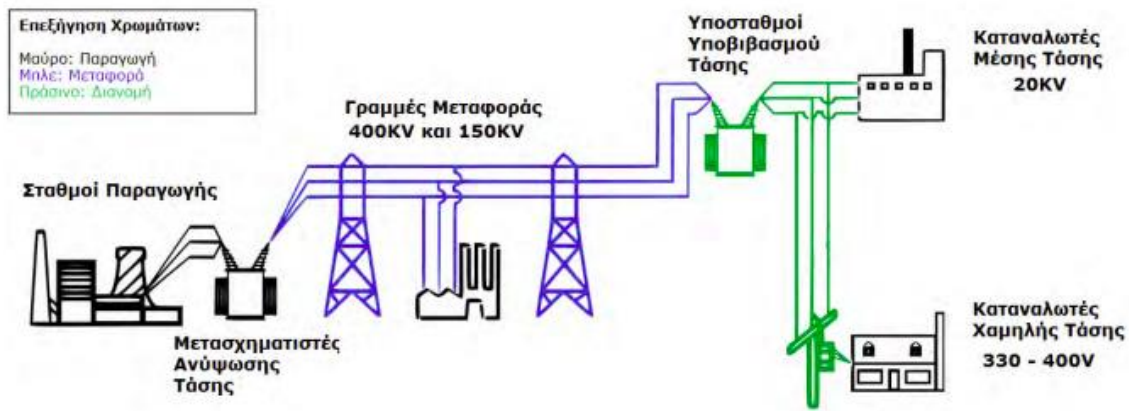
Στόχος της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας είναι η παρουσίαση μεθόδων και εργαλείων που σχετίζονται με τις τεχνικές μη παρεμβατικής παρακολούθησης ενέργειας (NILM), παρέχοντας παράλληλα τις βασικές θεωρητικές γνώσεις για τους αλγορίθμους και τις σύγχρονες προσεγγίσεις σχετικά με τον επιμερισμό της ενέργειας.

2. Δίκτυα Ηλεκτρικής Ενέργειας

2.1 Τα Συμβατικά Ηλεκτρικά Δίκτυα

Μέσω ενός ηλεκτρικού δικτύου επιτυγχάνεται η παραγωγή, η μεταφορά και η διανομή της ηλεκτρικής ενέργειας από τον παραγωγό στον καταναλωτή. Ένα συμβατικό ηλεκτρικό δίκτυο απαρτίζεται από τους σταθμούς παραγωγής της ηλεκτρικής ενέργειας, τους υποσταθμούς μεταφοράς ανύψωσης τάσης, τους υποσταθμούς για την μεταφορά υψηλής τάσης και υποβιβασμού σε μέση, τους υποσταθμούς διανομής μέσης τάσης και υποβιβασμού σε χαμηλή τάση και φυσικά από τις γραμμές διανομής υψηλής, μέσης και χαμηλής τάσης αντίστοιχα. Συγκεκριμένα, η ενέργεια παράγεται στους σταθμούς παραγωγής είτε από ανανεώσιμες πηγές όπως είναι η ηλιακή και η αιολική ενέργεια είτε από μη ανανεώσιμες όπως τα ορυκτά καύσιμα ή η πυρηνική ενέργεια. Στην συνέχεια, μεταφέρεται σε υποσταθμούς ανύψωσης τάσης, όπου μέσω μετασχηματιστών η τάση του ηλεκτρικού ρεύματος ανυψώνεται ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι απώλειες κατά την μετέπειτα μεταφορά της λόγω του φαινομένου Joule. Έπειτα μεταφέρεται μέσω το γραμμών υψηλής τάσης στους υποσταθμούς μεταφοράς όπου μετασχηματίζεται η υψηλή τάση σε μέση για να πάρουν σειρά οι υποσταθμοί διανομής, όπου μετασχηματίζουν την μέση τάση σε χαμηλή και μεταφέρουν την ενέργεια μέσω των γραμμών μεταφοράς χαμηλής τάσης στον καταναλωτή. Η αναπαράσταση της παραπάνω διαδικασίας φαίνεται στην Εικόνα 2.1.

Στο σημείο αυτό είναι σημαντικό να προσθέσουμε ότι οι παραπάνω υποσταθμοί εκτός από τον μετασχηματισμό της τάσης χρησιμεύουν στην διασύνδεση υφιστάμενων υποσταθμών με εναλλακτικές τροφοδοσίες σε περίπτωση πιθανής αδυναμίας υποσταθμού για χρήση. Παράλληλα, οι υποσταθμοί μεταφοράς είναι εξοπλισμένοι με διακόπτες κυκλωμάτων ώστε να καθίσταται δυνατή η διακοπή παροχής ενέργειας ή η απομόνωση ενός μέρους του δικτύου σε περίπτωση σφάλματος, βλάβης, συντήρησης κτλ. Από τους υποσταθμούς δεν λείπουν ακόμα και οι μονάδες συλλογής δεδομένων που τροφοδοτούν τα κέντρα ελέγχου της ενέργειας με τις απαραίτητες πληροφορίες [3].



Εικόνα 2.1: Συμβατικό δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας.

Η λειτουργία ενός συμβατικού δικτύου, η διαδικασία δηλαδή κατά την οποία η ενέργεια ξεκινάει από τους σταθμούς παραγωγής και καταλήγει στους καταναλωτές αναλαμβάνεται από τον Διαχειριστή Συστήματος Μεταφοράς. Επομένως, βασικός υπεύθυνος της αποδοτικής και ομαλής λειτουργίας του δικτύου είναι ο Διαχειριστής Συστήματος Μεταφοράς. Ταυτόχρονα, απαραίτητη κρίνεται η διαρκής παρακολούθηση του δικτύου μέσω κατάλληλων συστημάτων και μονάδων για την αποκατάσταση ενδεχόμενων διακοπών της παροχής της ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και ακριβέστερης πρόβλεψης του φορτίου - ζήτησης για ισοζυγισμό της παραγωγής. Η παραπάνω λειτουργία εκτελείται από το Σύστημα Εποπτικού Ελέγχου και Συλλογής Πληροφοριών.

Αναλυτικότερα, το συγκεκριμένο σύστημα αναλαμβάνει την διεκπεραίωση των παρακάτω βασικών ενεργειών: συλλογή, επεξεργασία, παρουσίαση δεδομένων και έλεγχο του συστήματος. Ένα τέτοιο σύστημα, προκειμένου να φανεί χρήσιμο συνεργάζεται πάντα με ένα άλλο σύστημα, το οποίο αξιοποιεί τα παραπάνω επεξεργασμένα δεδομένα για να βελτιώσει την διαδικασία παραγωγής και μεταφοράς της ενέργειας. Αυτό το σύστημα ονομάζεται Σύστημα Διαχείρισης Ενέργειας και μέσω διάφορων εφαρμογών συμβάλει στην αποδοτική, ασφαλή και οικονομική λειτουργία του δικτύου. Μια κλασική λειτουργία του Συστήματος Διαχείρισης Ενέργειας είναι η καλύτερη αξιοποίηση των σταθμών παραγωγής δεδομένης της πρόβλεψης ζήτησης

Η εξέλιξη της τεχνολογίας έχει φέρει τεράστιες αλλαγές και προόδους σε πολλούς τομείς. Ωστόσο, το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας φαίνεται να έχει χάσει έδαφος σχετικά με τον εκσυγχρονισμό του. Μια μεγάλη αδυναμία του είναι η μονόπλευρη επικοινωνία και διανομή της ενέργειας, καθώς το συμβατικό δίκτυο υποστηρίζει την παραγωγή ενέργειας μόνο στους σταθμούς παραγωγής και δεν προωθεί τους καταναλωτές να συμβάλουν στη καλύτερη λειτουργία του δικτύου, είτε παράγοντας οι ίδιοι ενέργεια είτε συλλέγοντας και μοιράζοντας χρήσιμα δεδομένα. Έτσι λοιπόν, φαντάζει αδήριτη ανάγκη η τροποποίηση του συμβατικού

δικτύου σε κάποιο «εξυπνότερο» όπου οι τεχνολογίες της επικοινωνίας και της πληροφορίας θα έχουν σημαντικό ρόλο.

2.2 SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition

Τα παραδοσιακά ηλεκτρικά δίκτυα, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, βασίζονται σε μεγάλες κεντρικές μονάδες παραγωγής, οι οποίες διοχετεύουν ηλεκτρική ενέργεια στο διασυνδεδεμένο σύστημα μεταφοράς υψηλής τάσης. Η ενέργεια διανέμεται σε μεγάλες αποστάσεις μέσω μετασχηματιστών διανομής, προτού φτάσει τελικά στους καταναλωτές.

Η διαχείριση της παραγωγής και της μεταφοράς ηλεκτρικής ενέργειας μέχρι τους υποσταθμούς διανομής πραγματοποιείται μέσω συστημάτων **SCADA** (Supervisory Control And Data Acquisition), τα οποία επιτρέπουν την εποπτεία και τον έλεγχο απομακρυσμένων διεργασιών. Αν και το SCADA δεν αποτελεί πλήρες σύστημα ελέγχου, είναι απαραίτητο για τη συλλογή δεδομένων, την ανάλυσή τους και την προβολή τους σε πραγματικό χρόνο. Η αλληλεπίδραση μπορεί να είναι αυτόματη ή να ενεργοποιείται χειροκίνητα από τον χειριστή.

Τα συστήματα SCADA παρέχουν τη δυνατότητα παρακολούθησης και ελέγχου διαδικασιών με γεωγραφική διασπορά από μια κεντρική τοποθεσία, μειώνοντας την ανάγκη αποστολής προσωπικού για επιτόπιες μετρήσεις και επεμβάσεις. Αυτό βελτιώνει την ταχύτητα απόκρισης και αυξάνει την αποδοτικότητα του συστήματος.

Σε επίπεδο υλικοτεχνικής υποδομής, ένα σύστημα SCADA περιλαμβάνει αισθητήρες και διατάξεις μετατροπής, συνδεδεμένες σε απομακρυσμένες τερματικές μονάδες (RTUs), οι οποίες επικοινωνούν με τον κεντρικό υπολογιστικό σταθμό όπου βρίσκεται το λογισμικό ελέγχου.



Εικόνα 2.2 : Κέντρο Ελέγχου Συστήματος SCADA

SCADA για το Σύστημα Μεταφοράς

Έχοντας δυνατότητα ελέγχου από απόσταση τα συστήματα SCADA ουσιαστικά είναι υπεύθυνα για τη σύνδεση όλων των στοιχείων του συστήματος μεταφοράς. Ελέγχουν τους υποσταθμούς μεταφοράς καθώς και τις μονάδες παραγωγής κατά τρόπο ώστε να εξασφαλίζεται η ασφάλεια του συστήματος. Ο κεντρικός έλεγχος αφορά τις γεννήτριες στις μονάδες παραγωγής ενώ ο τοπικός σχετίζεται με τους τοπικούς ελεγκτές που είναι υπεύθυνοι για τον έλεγχο της τάσης και της ροής ισχύος.

Όπως και το σύνολο των ευρωπαϊκών συστημάτων, το παραδοσιακό ελληνικό σύστημα μεταφοράς, αντιμετωπίζει μια σειρά προκλήσεων που πρέπει να αντιμετωπιστούν προκειμένου να εξασφαλιστεί η ομαλή λειτουργία του. Η μεγάλη διείσδυση διεσπαρμένης παραγωγής και η διακοπτόμενη λειτουργία των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας λόγω της εξάρτησης τους από τις κλιματικές συνθήκες προκαλούν μεγάλες αποκλίσεις στη δυνατότητα παραγωγής και απειλούν τη σταθερότητα του συστήματος. Είναι απαραίτητη η εποπτεία και η δυνατότητα ελέγχου του συνόλου του συστήματος καθώς και η επέμβαση σε πραγματικό χρόνο (real time) και όχι σε σχεδόν πραγματικό χρόνο (near real time) όπως γίνεται σήμερα, προκειμένου να αποφευχθούν καταστροφικές διακοπές στην παραγωγή και σημαντικές πτώσεις τάσης στις γραμμές μεταφοράς.

SCADA για το Δίκτυο Διανομής

Παραδοσιακά, το δίκτυο διανομής είναι παθητικό με περιορισμένη δυνατότητα επικοινωνίας μεταξύ των διαφόρων στοιχείων του. Κάποια στοιχεία αυτοματισμού χρησιμοποιούνται όπως οι ΣΑΤΥΦ (onload tap changers) και οι στατοί πυκνωτές (shunt capacitors) για τον έλεγχο της τάσης ή οι αυτόματοι διακόπτες για τη διαχείριση των σφαλμάτων. Όμως, η εποπτεία και ο έλεγχος αυτός προς το παρόν λειτουργεί μόνο σε τοπικό επίπεδο και δεν υπάρχει δυνατότητα ευρείας εποπτείας (wide area monitoring). Μέχρι τώρα, ήταν απαραίτητη η συνεχής επέμβαση των διαχειριστών του συστήματος σε καταστάσεις κινδύνου με χειροκίνητες διαδικασίες, με αποτέλεσμα να εγκυμονούν σοβαροί κίνδυνοι.

Στην κατάσταση αυτή βρίσκεται το ελληνικό δίκτυο διανομής μέχρι και σήμερα καθώς μόλις τώρα βρίσκεται σε κίνηση το πλάνο για ενδεικτικούς χάρτες GIS αντί για τους ήδη υπάρχοντες χειρογραφικούς. Επίσης, το 2009 λειτούργησε σύστημα τηλεμέτρησης μέσης τάσης που διαχειρίζεται, όμως, μόνο το 23% της διανεμόμενης ενέργειας [4]. Η επικοινωνία γίνεται μέσω GSM/GPRS και αφορά 13.500 καταναλωτές/παραγωγούς μέσης τάσης. Προς την ίδια κατεύθυνση είναι και η δημιουργία νέων κέντρων ελέγχων διανομής (ΚΕΔΔ) στα οποία

παρακολουθείται συνεχώς η κατάσταση λειτουργίας μέρους του δικτύου διανομής και εκτελούνται τηλεχειρισμοί στα σημαντικά του στοιχεία τόσο εντός των υποσταθμών υποβιβασμού υψηλής προς μέσης τάσης (Υ/Σ 150Kv/20-15-6.6kV) όσο και στα δίκτυα μέσης τάσης.

Αν και τα ανωτέρω βήματα αλλάζουν την εικόνα του δικτύου, παραμένει η ανάγκη για ελαχιστοποίηση των επιτόπιων μεταβάσεων για καταμέτρηση σε σημεία του δικτύου που δεν εποπτεύονται, για άμεσο εντοπισμό και απομόνωση των βλαβών και βελτίωση του χρόνου ανταπόκρισης σε βλάβες του δικτύου διανομής. Για την ομαλότερη ένταξη της διεσπαρμένης παραγωγής καθώς και της νέας τεχνολογίας των ηλεκτροκίνητων οχημάτων, τεχνολογίας που επηρεάζει άμεσα την ποιότητα τάσης του δικτύου, η διατήρηση της αξιοπιστίας και της ασφάλειας του δικτύου είναι σημαντικότερη από ποτέ.

SCADA για τη Χαμηλή Τάση

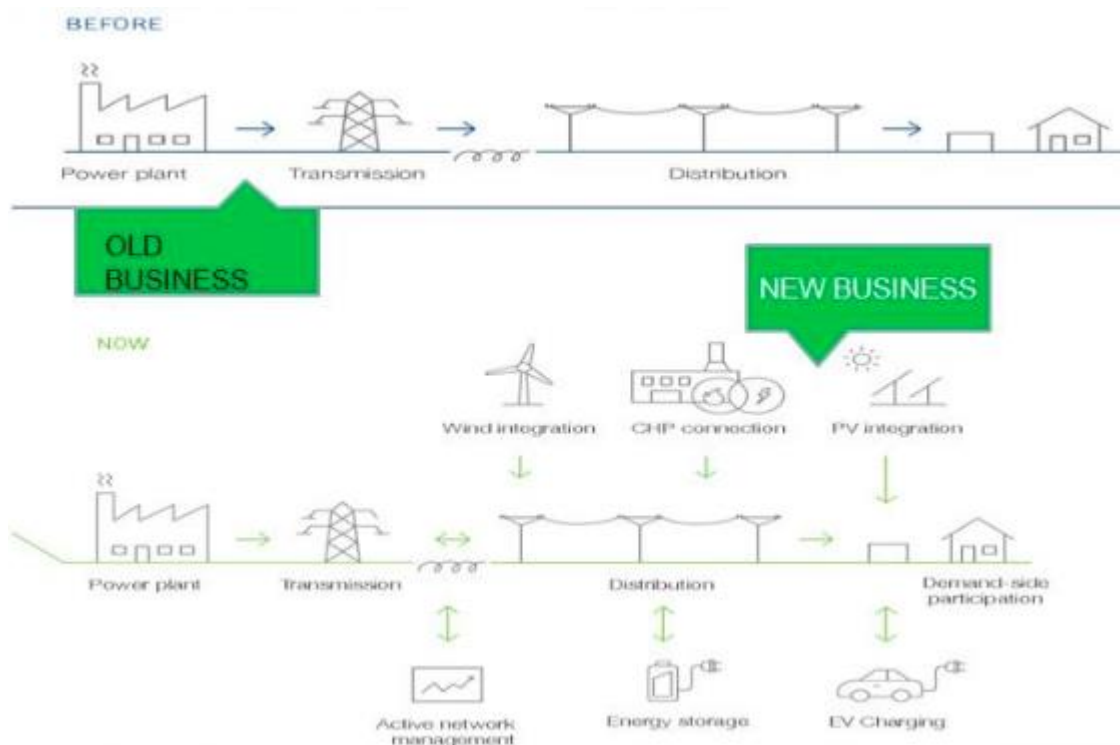
Στη χαμηλή τάση μέχρι σήμερα δεν υπάρχει η παραμικρή εποπτεία για μεγάλους ή μικρούς πελάτες. Το δεύτερο εξάμηνο του 2013 άρχισε η υλοποίηση του προγράμματος τηλεμέτρησης μεγάλων πελατών χαμηλής τάσης που περιλαμβάνει την κατασκευή του κύριου και του εφεδρικού Κέντρου Τηλεμέτρησης στις εγκαταστάσεις του ΔΕΔΔΗΕ, 60.000 μετρητές παροχών 85 kVA, 135 kVA και 250 kVA και 5.000 μετρητές παροχών 35 kVA και 55 kVA (επικοινωνία μέσω GSM/GPRS). Η εγκατάσταση εποπτείας και ελέγχου στο σύνολο του δικτύου χαμηλής τάσης είναι πολύ σημαντική τόσο για τους παρόχους όσο και για τους καταναλωτές. Στόχος του διαχειριστή του δικτύου είναι ένα πλήρες διασυνδεδεμένο δίκτυο μεταξύ καταναλωτών και παρόχων ηλεκτρικής ενέργειας με αμφίδρομη επικοινωνία σε πραγματικό χρόνο. Η εισαγωγή εποπτείας και ελέγχου στο δίκτυο χαμηλής τάσης είναι επιτακτική ανάγκη αν ληφθούν υπόψη ότι:

- Ο οικιακός τομέας είναι ο πλέον ενεργοβόρος στον τομέα της ηλεκτρικής ενέργειας. [4]
- Η απελευθέρωση της αγοράς προσφέρει στον καταναλωτή τη δυνατότητα να διαλέγει πάροχο και να προγραμματίζει την καθημερινή κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας με βάση τις προσφορές που λαμβάνει.
- Τα ηλεκτρικά αυτοκίνητα θα αποκτήσουν σημαντικό ποσοστό στην καθημερινή μας μετακίνηση.

2.3 Το Έξυπνο Δίκτυο στην Ελλάδα

Έξυπνο δίκτυο ή ευφυές δίκτυο ορίζουμε ένα ηλεκτρικό δίκτυο που μπορεί να παρέχει ηλεκτρική ενέργεια με ελεγχόμενο και έξυπνο τρόπο από τις μονάδες παραγωγής στους καταναλωτές. Συγκεκριμένα, ένας από τους επίσημους ορισμούς είναι: το αναβαθμισμένο δίκτυο ηλεκτρικής

ενέργειας στο οποίο έχουν προστεθεί αμφίδρομη ψηφιακή επικοινωνία μεταξύ καταναλωτή και προμηθευτή καθώς και τα έξυπνα συστήματα μέτρησης, παρακολούθησης και ελέγχου των παραμέτρων της ηλεκτρικής ενέργειας (Εικόνα 2.3). Επομένως, τα δίκτυα τέτοιου τύπου έχουν κοινό γνώρισμα την ενσωμάτωση τεχνολογιών επικοινωνιών και πληροφορικής.



Εικόνα 2.3: Σύστημα έξυπνου δικτύου.

Την τελευταία δεκαετία, τα συστήματα ηλεκτρικής ενέργειας έχουν υποστεί τη μετάβαση από τα συμβατικά ενεργειακά συστήματα σε ένα πιο αποδοτικό σύστημα έξυπνου δικτύου νέας γενιάς. Τα συμβατικά συστήματα ενέργειας αποτελούνται από λίγες κεντρικές και μεγάλες μονάδες παραγωγής ενέργειας, κυρίως ορυκτών καυσίμων, πυρηνικής ή υδροηλεκτρικής ενέργειας και ένα μεγάλο δίκτυο μεταφοράς στο οποίο η ροή ισχύος έχει συγκεκριμένη φορά, από τις μονάδες παραγωγής προς τους καταναλωτές. Αντίθετα, στο έξυπνο δίκτυο δεν υπάρχει συγκεκριμένη δομή. Με την ενσωμάτωση ανανεώσιμων πηγών ενέργειας, η ροή ισχύος είναι αμφίδρομη στην παραγωγή, με αποτέλεσμα οι καταναλωτές να μπορούν να έχουν ρόλο παραγωγού, ενώ η ενσωμάτωση έξυπνων μετρητών (*smart meters*) και συσκευών (*smart appliances*) δημιουργούν ένα ενεργό δίκτυο στο οποίο οι συμμετέχοντες αλληλοεπιδρούν με τρόπο δυναμικό.

Τα έξυπνα ηλεκτρικά δίκτυα (ΕΗΔ) έχουν τα εξής χαρακτηριστικά γνωρίσματα:

- Η αμφίδρομη ροή πληροφορίας περί της ηλεκτρικής ενέργειας καθώς και η διαχείριση της πληροφορίας αυτής σχεδόν σε πραγματικό χρόνο (*near-real time*).

Στο ΕΗΔ παράγεται διαρκώς σημαντικός όγκος πληροφοριών, άμεσα αξιοποιήσιμος από το διαχειριστή του συστήματος μεταφοράς, το διαχειριστή των δικτύων διανομής, αλλά και τους παραγωγούς, προμηθευτές και καταναλωτές ηλεκτρικής ενέργειας. Παράλληλα, υπάρχει αμφίδρομη ροή πληροφορίας μεταξύ των ανωτέρω φορέων, επιτυγχάνοντας υψηλού επιπέδου εποπτεία και έλεγχο όλων των παραμέτρων της ενέργειας. Σε επίπεδο κατανάλωσης, η διασύνδεση των συσκευών κατανάλωσης με το σύστημα διαχείρισης ενέργειας του καταναλωτή, καθώς και η διασύνδεση του συστήματος αυτού με τον προμηθευτή ηλεκτρικής ενέργειας, επιτρέπει στον καταναλωτή να εποπτεύει την κατανάλωσή του, να επεμβαίνει σε πραγματικό χρόνο και να έχει ενεργή συμμετοχή στο κόστος της ενέργειας που καταναλώνει και στο ενεργειακό του αποτύπωμα. Ταυτόχρονα, η αμφίδρομη ροή αυτή προσφέρει τη δυνατότητα στο διαχειριστή του δικτύου διανομής να διαχειρίζεται τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας καθώς πλέον το δίκτυο εφοδιάζεται με ευελιξία και προσαρμοστικότητα.

- Το ΕΗΔ χαρακτηρίζεται από αυτόματη αποκατάσταση βλαβών και διαθέτει τη δυνατότητα αυτοϊάσης (self healing).

Με τη χρησιμοποίηση εξελιγμένων αισθητήρων (sensors) και ευφυών ηλεκτρικών συσκευών (IED's) περιορίζεται η ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης σε έκτακτες περιπτώσεις όπως εκτεταμένες διακοπές της ηλεκτρικής ενέργειας. Πλέον, το δίκτυο είναι σε θέση να προβλέπει ή να ανιχνεύει σφάλματα και αποκρίνεται να άμεσα. Με την συνεχή παρακολούθηση του συστήματος μεταφοράς και του δικτύου διανομής από τους διαχειριστές και έχοντας επιτύχει την βέλτιστη ανατροφοδότηση της ηλεκτρικής ενέργειας, το ΕΗΔ ανταποκρίνεται καλύτερα στις διακοπές της παροχής ενέργειας με αποτέλεσμα την αύξηση της αξιοπιστίας του.

- Το ΕΗΔ αξιοποιεί βέλτιστα τον εξοπλισμό του ΣΗΕ

Μετατίθεται η επέκταση του δικτύου που απαιτεί την κατασκευή νέων γραμμών και νέων σταθμών παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας, καθώς το ΕΗΔ βελτιστοποιεί τη ροή ισχύος μέσω των υφιστάμενων εγκαταστάσεων. Η διείσδυση της διεσπαρμένης παραγωγής καθώς και η δυνατότητα μείωσης της μέγιστης ζήτησης της ηλεκτρικής ενέργειας που διευκολύνεται από την επικοινωνία και την ενεργειακή προσαρμογή των καταναλωτών, μειώνει την ανάγκη αύξησης της παραγωγής ενέργειας από τις μεγάλες μονάδες παραγωγής κατά ώρες αιχμής.

- Το ΕΗΔ χαρακτηρίζεται από υψηλή διείσδυση ΑΠΕ στο μείγμα παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας

Ο τρόπος λειτουργίας του ΕΗΔ προσφέρει την κάλυψη των αναγκών ηλεκτρικής ενέργειας κατά μεγάλο ποσοστό από ανανεώσιμες πηγές ενέργειας . Η δυνατότητα της αμφίδρομης ροής της ηλεκτρικής ενέργειας από και προς τα δίκτυα διανομής χωρίς κινδύνους για την αξιοπιστία του δικτύου και η δυνατότητα διατήρησης της ευστάθειας που διαθέτουν τα ΕΗΔ, σε συνδυασμό με τη δυνατότητα αποθήκευσης ηλεκτρικής ενέργειας και ελέγχου της ζήτησης, αυξάνουν κατά πολύ το ποσοστό διείσδυσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας.

- Η ενσωμάτωση έξυπνων μετρητών καθίσταται δυνατή την ευέλικτη τιμολόγηση

Οι έξυπνοι μετρητές μέσω της συνεχούς μετάδοσης δεδομένων κατανάλωσης σε κατάλληλες πλατφόρμες επικοινωνίες (π.χ. οθόνη συστήματος οικιακής διαχείρισης ενέργειας), παρουσιάζουν σε ένα διαδραστικό περιβάλλον την πραγματική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας και το κόστος αυτής. Καταργούν την κατ' εκτίμηση χρέωση και επιβάλλουν την τιμολόγηση επί της πραγματοποιηθείσας κατανάλωσης. Προσφέρεται ακόμα η ευελιξία στο χρήστη να επιλέγει εξατομικευμένα προγράμματα και προμηθευτές με βάση τις οικονομικές τους προσφορές [5].

Traditional Grid	Smart Grid
Electromechanical devices Ηλεκτρομηχανολογικός εξοπλισμός	Digital/microprocessor devices Ψηφιακός εξοπλισμός
Conventional meters Παραδοσιακοί μετρητές	Smart meters Έξυπνοι μετρητές
One kind of tariff Ενιαίος τρόπος τιμολόγησης ΗΕ	Flexible tariffs Ευέλικτη τιμολόγηση
Estimated billing Κατά προσέγγιση τιμολόγηση	Precise billing Ακριβής τιμολόγηση
Estimated load profile Εκτιμώμενο ενεργειακό προφίλ	Accurate forecasting Ακριβής πρόβλεψη φορτίων
One-way power flow Μονόδρομη ροή ισχύος	Two-ways power flow Αμφίδρομη ροή ισχύος
One-way information flow Μονόδρομη ροή πληροφορίας	Two-ways information flow Αμφίδρομη ροή πληροφορίας
Centralized generation Συγκεντρωτική παραγωγή	Distributed generation Διεσπαρμένη παραγωγή
Congestion and bottlenecks Φαινόμενα συμφόρησης και υπερφόρτωσης	Security and sustainability Ασφάλεια και βιωσιμότητα
Centralized control Συγκεντρωτικός έλεγχος	Optimal maintenance and operation Βέλτιστη συντήρηση και λειτουργία
Radial and loop topology Ακτινική και βροχοειδής τοπολογία	Network topology Τοπολογία δικτύου
Manual restoration Χειροκίνητη αποκατάσταση βλαβών/σφαλμάτων	Self-healing Αυτόματη αποκατάσταση
Limited integration of renewable energies Περιορισμένη διείσδυση ΑΠΕ	Full integration of renewable energies Πλήρης ενσωμάτωση ΑΠΕ
Differing regulatory Διαφορετική λειτουργία δικτύων ανά κράτος	Cross-border trading Διεθνώς διασυνδεδεμένα και συγχρονισμένα δίκτυα
Outdated structure Παρωχημένες υποδομές	Flexible structure Ευέλικτες υποδομές
	Real-time operations Χειρισμοί σε πραγματικό χρόνο
	Active customers participation Ενεργή συμμετοχή των χρηστών ΗΕ
	Monitoring real time status Απεικόνιση σε πραγματικό χρόνο της κατάστασης του δικτύου
	Customers own generation Αυτοπαραγωγή ΗΕ καταναλωτών
	Smart house control Έλεγχος έξυπνης κατοικίας
	Power storage Αποθήκευση ενέργειας

Εικόνα 2.4: Αντιπαραβολή χαρακτηριστικών του συμβατικού ΣΗΕ με το ΗΕΔ

2.3.1 Οφέλη του Ευφυούς Ηλεκτρικού Δικτύου

Συγκεντρωτικά, τα οφέλη της μετάβασης από τα συμβατικά συστήματα ηλεκτρικής στα ΕΗΔ μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε πολλούς τομείς. Τα οφέλη αυτά εντοπίζονται σε όλα τα τμήματα ενός συστήματος ηλεκτρικής ενέργειας (παραγωγή, μεταφορά, διανομή, κατανάλωση, αγορά ενέργειας) και περιγράφονται αναλυτικά στα επόμενα κεφάλαια. Οι τομείς που αναμένεται να βελτιωθούν λόγω μετάβασης στο ΕΗΔ είναι:

• Αξιοπιστία (Reliability)

- Περιορίζεται ο κίνδυνος γενικής διακοπής (blackout) , ακόμα και στη περίπτωση όπου συμβεί γενική διακοπή ανιχνεύεται και απομονώνεται η διαταραχή με αποτέλεσμα την ταχεία αποκατάσταση του συστήματος. Ουσιαστικά ενισχύεται ο βαθμός της αδιάλειπτης παροχής ηλεκτρικής ενέργειας.
- Μείωση διακοπών Ηλεκτρικής Ενέργειας (outages) και βελτίωση όλων των δεικτών αξιοπιστίας του ηλεκτρικού δικτύου (SAIDI, SAIFI , MAIDI, MAIFI).

• Αποδοτικότητα (efficiency)

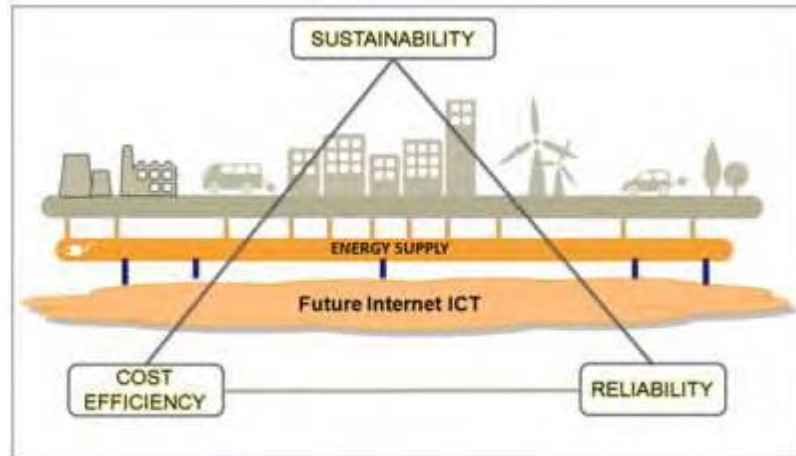
- Μείωση της απαιτούμενης εγκατεστημένης ισχύος λόγω ενσωμάτωσης μέσω αποθήκευσης Ηλεκτρικής Ενέργειας.
- Μείωση τόσο των απωλειών ενέργειας όσο και της ζήτησης αιχμής στα συστήματα μεταφοράς και στα δίκτυα διανομής μέσω του ελέγχου της ροής ισχύος.
- Αύξηση της ικανότητας και δυναμικότητας του δικτύου στη μεταφορά και τη διανομή ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτό γίνεται μέσω της βέλτιστης αξιοποίησης των πόρων του υπάρχοντος δικτύου (increased capability) χωρίς την ανάγκη επέκτασής του.
- Αποφόρτιση του δικτύου λόγω της μελλοντικής ευρείας ενσωμάτωσης των Ηλεκτρικών Οχημάτων (plug-in Electric Vehicles) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ως πηγές.

• Ποιότητα Υπηρεσιών (Quality of Service)

- Αύξηση της ευστάθειας (Stability) Διατήρηση συχνότητας και τάσης εντός των προκαθορισμένων ορίων και μείωση των διακυμάνσεων. Το όφελος αυτό καθίσταται ακόμα σημαντικότερο καθώς η αύξηση της ενσωμάτωσης των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας στο δίκτυο δημιουργεί διακυμάνσεις στη συχνότητα και την τάση των δικτύων διανομής.
- Περιορισμός των αρμονικών παραμορφώσεων (harmonic distortion reduction).

• Περιβαλλοντικά οφέλη – αειφορία (environmental benefits – sustainability)

- Μείωση εκπομπών CO₂ και λοιπών αερίων ρύπων .
- Εξηλεκτρισμός της ενέργειας στους τομείς θέρμανσης και μεταφοράς.
- Αποτροπή νέων επεμβάσεων στα φυσικά οικοσυστήματα που προκαλούνται από την εγκατάσταση νέων μεγάλων μονάδων παραγωγής Ηλεκτρικής Ενέργειας.



Εικόνα 2.5: Οι 3 τομείς-στόχοι του Ευφυούς Ηλεκτρικού Δικτύου

• Οικονομικά οφέλη (Financial Benefits)

- Καλύτερη αξιοποίηση των υφιστάμενων στοιχείων του δικτύου (Improved Asset Utilization), αναβολή νέων επενδύσεων στη παραγωγή Ηλεκτρικής Ενέργειας και βελτιστοποιημένη λειτουργία των εγκαταστάσεων παραγωγής.
- Εξοικονόμηση κεφαλαίων για επενδύσεις σε νέα δίκτυα μεταφοράς και διανομής (T&D capital savings) με αναβολές επενδύσεων σε υποδομές μεταφοράς – διανομής και με μείωση του κόστους βλαβών εξοπλισμού (λόγω μείωσης των βλαβών μειώνεται και το κόστος αποκατάστασης τους).
- Περιορισμός της ρευματοκλοπής (Theft Reduction).
- Μείωση δαπανών συντήρησης και λειτουργίας εγκαταστάσεων μεταφοράς και διανομής (T&D O&M Savings) μέσω της μείωσης του κόστους συντήρησης, του κόστους λειτουργίας και του κόστους ανάγνωσης και λειτουργίας των μετρητών.

Τα κυριότερα βήματα για να πραγματοποιηθεί αυτή η μεγάλη βελτιστοποίηση του δικτύου είναι η εισαγωγή του Μηχανογραφικού Συστήματος Γεωγραφικών Πληροφοριών (GIS) με σκοπό να υποστηρίζονται εφαρμογές των ευφυών δικτύων, η λειτουργία του Συστήματος Τηλεμέτρησης Μέσης Τάσης όπως και η εφαρμογή των έξυπνων μετρητών στην Χαμηλή Τάση με την αρχική τοποθέτησή τους σε πιλοτικό στάδιο.

Ο σχεδιασμός του ΔΕΔΔΗΕ έχει ως προτεραιότητα την δημιουργία ενός σύγχρονου δικτύου.

Συγκεκριμένα τα κυριότερα έργα που είναι σε φάση υλοποίησης από τον ΔΕΔΔΗΕ είναι τα εξής:

- Εισαγωγή του Μηχανογραφικού Συστήματος Γεωγραφικών Πληροφοριών (GIS), κάτι το οποίο αποτελεί το βασικότερο συστατικό της υποδομής που χρειάζεται για την υποστήριξη διάφορων εφαρμογών των Ευφυών δικτύων (Smart Grids) . Με την δυνατότητα αυτή ο ΔΕΔΔΗΕ έχει σκοπό να αποτυπώσει ολόκληρο το δίκτυό του σε ψηφιακά αρχεία. Τα αρχεία αυτά θα ενσωματώνουν πληροφορίες για τα δίκτυα συσχετίζοντάς τα με την γεωγραφική τους θέση.
- Έχει τεθεί σε λειτουργία το Σύστημα Τηλεμέτρησης Μέσης Τάσης, το οποίο εκτιμάται ότι διαχειρίζεται το 23% της συνολικής διανεμόμενης ενέργειας. Η τηλεμέτρηση αυτή χρησιμοποιεί το σύστημα GSM όπως και την τεχνολογία GPRS και αφορά περίπου 13.500 παραγωγούς και καταναλωτές της Μέσης Τάσης. Επίσης έχει εφαρμοστεί και το σύστημα τηλεμέτρησης παροχών μεγάλων πελατών Χαμηλής Τάσης που περιλαμβάνει περίπου 60.000 μετρητές παροχών και η επικοινωνία γίνεται όπως και στη προηγούμενη περίπτωση.
- Ο ΔΕΔΔΗΕ έχει προχωρήσει στην υλοποίηση πιλοτικού συστήματος Τηλεμέτρησης και Διαχείρισης της ζήτησης παροχών ηλεκτρικής ενέργειας οικιακών και μικρών εμπορικών καταναλωτών και εφαρμογής έξυπνων δικτύων. Μέχρι το τέλος του έτους στόχος είναι να γίνει η εγκατάσταση των πρώτων 500.000 έξυπνων μετρητών. Το έργο έχει ορίζοντα ολοκλήρωσης το 2030, η τοποθέτηση τους θα γίνεται σταδιακά και περιλαμβάνει συνολικά την εγκατάσταση 5,2 εκατ. μονοφασικών και 2,1 εκατ. τριφασικών μετρητών σε πελάτες χαμηλής τάσης [6].

Οι ενεργειακές συνήθειες των καταναλωτών θα αλλάξουν με τους μετρητές αυτούς βοηθώντας έτσι στην οικονομία αλλά και στην αναγκαία μείωση των εκπομπών του διοξειδίου του άνθρακα. Το έργο αυτό θεωρείται καθοριστικής σημασίας καθώς στην συνέχεια ο ΔΕΔΔΗΕ θα προβεί σε αντικατάσταση περίπου 7 εκατομμυρίων υπαρχόντων μετρητών με έξυπνους.

3. Παρακολούθηση και Ανάλυση Φορτίου

3.1 Εισαγωγή

Στις παραδοσιακές ηλεκτρικές εγκαταστάσεις συνήθως δεν υπάρχει δυνατότητα παρακολούθησης της κατανάλωσης ενέργειας σε επίπεδο κτιρίου, εκτός από έναν απλό μετρητή που καταγράφει τη συνολική κατανάλωση. Για την παρακολούθηση της κατανάλωσης συγκεκριμένων συσκευών, χρησιμοποιούνται έξυπνοι μετρητές που μετρούν την κατανάλωση σε επίπεδο εγκατάστασης. Ωστόσο, για να καταγραφεί η ακριβής κατανάλωση κάθε συσκευής απαιτούνται πολλαπλοί μετρητές, κάτι που είναι δαπανηρό, ιδιαίτερα σε παλιότερα συστήματα. Για αυτό, έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι παρακολούθησης, είτε παρεμβατικές (Intrusive Load Monitoring - ILM), που απαιτούν αισθητήρες ανά συσκευή, είτε μη παρεμβατικές (Non-Intrusive Load Monitoring - NILM), που επιτρέπουν την εκτίμηση της κατανάλωσης κάθε συσκευής με βάση τα συνολικά δεδομένα κατανάλωσης.

Η παρεμβατική μέθοδος απαιτεί την εγκατάσταση περισσότερων από έναν μετρητών σε κάθε συσκευή, ενώ με τη μη παρεμβατική μέθοδο υπάρχει η δυνατότητα να προβλέψουμε με κάποια ακρίβεια την κατανάλωση κάθε μίας συσκευής σε ένα δίκτυο, από τη συνολική κατανάλωση του δικτύου. Αυτός είναι και ο **ορισμός του προβλήματος επιμερισμού της ενέργειας** και μέσα από μία σειρά αλγορίθμων και συνόλων δεδομένων γίνεται η προσπάθεια για την επίλυσή του. Και στις δύο περιπτώσεις, ο στόχος είναι η δημιουργία ενός αναλυτικού προφίλ κατανάλωσης κάθε συσκευής, ειδικά για τις ενεργοβόρες συσκευές, με σκοπό τη βελτίωση της ενεργειακής αποδοτικότητας και της εξοικονόμησης ενέργειας.

3.2 Οφέλη

Η αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης, η ενεργειακή κρίση και η κλιματική αλλαγή είναι έννοιες άμεσα συνδεδεμένες με την ανάγκη για διαχείριση της ενέργειας σε παγκόσμιο επίπεδο. Το ποσοστό της ενέργειας που καταναλώνεται τόσο για εμπορικές δραστηριότητες όσο και για οικιακή χρήση αγγίζει το 40% του συνόλου της παγκόσμιας κατανάλωσης. Ταυτόχρονα, η κατανάλωση ενέργειας στο σπίτι υπολογίζεται να έχει αύξηση 2% ετησίως [7].

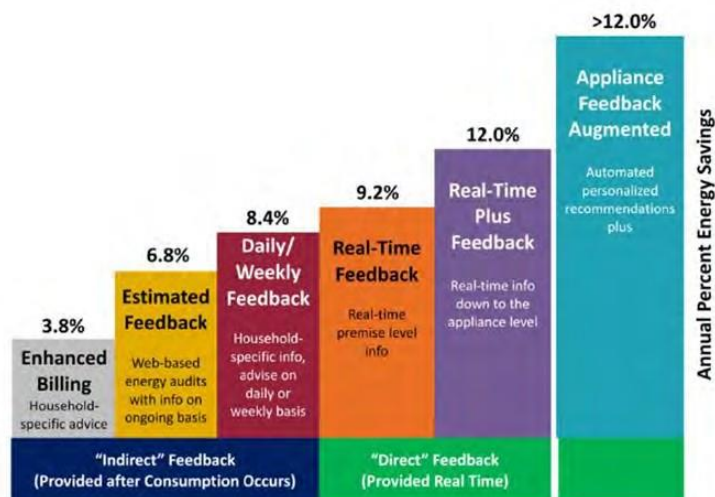
Έτσι, με την παρακολούθηση της κατανάλωσης της ενέργειας σε ένα δίκτυο και την αντίστοιχη ενημέρωση των χρηστών – καταναλωτών μπορεί να επιτευχθεί μείωση της κατανάλωσης, συμβάλλοντας σημαντικά στην γενική κατάσταση της ενεργειακής κατανάλωσης [8].

3.2.1 Ο καταναλωτής

Μέσα από μεθόδους παρακολούθησης φορτίου, οι καταναλωτές μπορούν να έχουν μία ανάλυση των ενεργειακών αναγκών τους, καθώς και πώς αυτές ικανοποιούνται μέσα στη διάρκεια της ημέρας. Έτσι, ο ρόλος του καταναλωτή μπορεί να μετατραπεί από απλό παθητικό χρήστη σε ένα ενεργό καταναλωτή που θα έχει καλύτερη, ακόμα και πλήρη - ανάλογα τη μέθοδο παρακολούθησης - εικόνα της κατανάλωσης του. Η ανατροφοδότηση αυτή θα οδηγήσει τους καταναλωτές να κινηθούν περισσότερο προς την καλύτερη διαχείριση της ενέργειας που καταναλώνουν. Ο καταναλωτής θα μπορεί να έχει συστάσεις για την ενέργεια που καταναλώνουν οι συσκευές του και πώς μπορεί να τη μειώσει. Έτσι, αυτή η εξοικονόμηση ενέργειας θα έχει θετικό αντίκτυπο τόσο σε οικονομικό επίπεδο όσο και για το περιβάλλον [8].

3.2.2 Οι πάροχοι ενέργειας

Από την πλευρά των εταιριών παρόχων ενέργειας, τα δεδομένα που προκύπτουν από μεθόδους παρακολούθησης φορτίων μπορούν να αποτελέσουν πηγή για καινούργιες προσεγγίσεις στο χώρο του μάρκετινγκ και των πωλήσεων. Η πληροφορία αυτή μπορεί να επιτρέψει στην εταιρία να απευθυνθεί σε μεμονωμένους καταναλωτές ακόμα και σύνολο καταναλωτών που εμφανίζουν παρόμοια χαρακτηριστικά για ειδικά πακέτα κατανάλωσης. Κατ' επέκταση, η αναλυτική ανατροφοδότηση θα επέτρεπε στους παρόχους να δίνουν συμβουλές και συστάσεις στους καταναλωτές σχετικά με τα χαρακτηριστικά των φορτίων τους.



Εικόνα 3.1: Εξοικονόμηση ενέργειας λόγω ανατροφοδότησης [8]

3.3 Παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου

Ο πιο απλός τρόπος για να γίνει η παρακολούθηση της κατανάλωσης σε ένα χώρο είναι με την εγκατάσταση έξυπνων μετρητών για κάθε μία συσκευή οι οποίοι με τη σειρά τους θα στέλνουν την πληροφορία της κατανάλωσης σε ένα κεντρικό σημείο, όπου θα γίνεται η επεξεργασία αυτής.

3.3.1 Έξυπνοι μετρητές

Ένας έξυπνος μετρητής είναι μία ηλεκτρονική συσκευή η οποία παρεμβάλλεται ανάμεσα σε μία συσκευή που καταναλώνει ενέργεια και στην πηγή αυτής, με στόχο την καταγραφή της κατανάλωσης ενέργειας της συγκεκριμένης συσκευής. Υπάρχουν πολλοί τρόποι επικοινωνίας του μετρητή με τελικό αποδέκτη είτε τον καταναλωτή είτε την εταιρία πάροχο ενέργειας. Κύριοι παράγοντες είναι η καλωδίωση του μετρητή, ενσύρματη ή ασύρματη, η συχνότητα καταγραφής της κατανάλωσης και η ύπαρξη ενός κεντρικού σημείου καταγραφής που συλλέγει δεδομένα σε ένα χώρο από πολλαπλές συσκευές ή κάθε μετρητής είναι ανεξάρτητος. Επίσης, υπάρχουν διαφορετικά είδη μετρητών, ανάλογα με τις συνθήκες που θα λειτουργήσουν, όπως η ποιότητα της καλωδίωσης που υπάρχει, αλλά και η συχνότητα δειγματοληψίας που πρέπει να επιτευχθεί. Επίσης, υπάρχουν μετρητές που παρέχουν κι άλλες υπηρεσίες εκτός από την καταγραφή της κατανάλωσης. Τέτοιες λειτουργίες είναι ενδεικτικά η απομακρυσμένη διαχείριση σε πραγματικό χρόνο και η διακοπή τροφοδοσίας της συσκευής σε περίπτωση που η κατανάλωση ενέργειας αυτής ξεπεράσει κάποιο όριο.

Χρησιμοποιώντας έξυπνους μετρητές οι καταναλωτές μπορούν να έχουν αναλυτική εικόνα σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας των συσκευών τους καθώς και να αξιολογούν τη χρήση που κάνουν σε συγκεκριμένες συσκευές. Κάτι τέτοιο έχει ως αντίκτυπο την ορισμένη μείωση κατανάλωσης με μακροπρόθεσμο στόχο τη μικρότερη επιβάρυνση του περιβάλλοντος. Από την άλλη πλευρά, η ύπαρξη πολλών μετρητών σημαίνει και πολλά δεδομένα. Ο μεγαλύτερος κίνδυνος γύρω από τους μετρητές βρίσκεται στη σωστή αποθήκευση και διαχείριση των δεδομένων των μετρητών. Κάτι τέτοιο είναι πολύ βασικό για τη σωστή λειτουργία ενός δικτύου μετρητών και υπάρχει σημαντική ευθύνη γύρω από την ασφάλεια και την προστασία ιδιωτικότητας των δεδομένων αυτών.



Εικόνα 3.2: Ένας έξυπνος μετρητής [9]

3.3.2 Αναμενόμενα οφέλη από την εγκατάσταση έξυπνων μετρητών

Τα οφέλη που αναμένονται από την εγκατάσταση έξυπνων μετρητών είναι πολλά, αφορούν όλους τους τομείς της αγοράς ενέργειας και επηρεάζουν έμμεσα το κοινωνικό σύνολο. Τα κυριότερα από αυτά αναλύονται στη συνέχεια [10].

Οφέλη για τους καταναλωτές

- Ενημέρωση σε πραγματικό χρόνο
Οι έξυπνοι μετρητές προσφέρουν στους καταναλωτές τη δυνατότητα να γνωρίζουν την πραγματική κατανάλωσή τους καθώς είναι σε θέση να παρέχουν ακριβείς πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο (real time metering). Σε αντίθεση με την παλαιότερη αναλογική τεχνολογία μέτρησης, οι έξυπνοι μετρητές είναι ψηφιακά συστήματα που μπορούν να μεταδίδουν περιοδικά (συνήθως ανά 15 min) πληροφορίες κατανάλωσης σε κατάλληλες πλατφόρμες επικοινωνίας (monitor συσκευής, οθόνη συστήματος οικιακής διαχείρισης ενέργειας, οθόνη υπολογιστή, εφαρμογή σε smartphone). Αυτές οι πλατφόρμες παρουσιάζουν σε ένα διαδραστικό φιλικό περιβάλλον γραφήματα με τη μέση κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας και το κόστος αυτής, τις πιθανές εκπομπές ρύπων και τις πολιτικές κατανάλωσης. Επομένως, οι καταναλωτές διαθέτουν την πλήρη εποπτεία του ενεργειακού τους προφίλ, αλλά και τη δυνατότητα μεταβολής του. Μέσω της διαρκούς πληροφόρησης

και με χρήση κατάλληλων ICT εργαλείων, οι καταναλωτές θα είναι σε θέση να μειώσουν το ενεργειακό τους αποτύπωμα.

- Δυνατότητα αμφίδρομης επικοινωνίας

Εκτός από την πραγματοποίηση μετρήσεων και την αποστολή δεδομένων, οι έξυπνοι μετρητές διαθέτουν και τη δυνατότητα λήψης πληροφοριών/εντολών και αποτελούν την πύλη επικοινωνίας καταναλωτών με τους προμηθευτές. Κάθε καταναλωτής μπορεί να ενημερώνεται σε πραγματικό χρόνο από τον προμηθευτή του για την τιμή χρέωσης της kWh, για ενδεχόμενες προσφορές και εκπτώσεις, για θέματα ασφάλειας (έκτακτες διακοπές παροχής). Αντίστοιχα, και ο καταναλωτής είναι σε θέση να επικοινωνεί με τον προμηθευτή, αποστέλλοντας π.χ. αιτήσεις, παράπονα, ερωτήσεις.

- Δυνατότητα λήψης εντολών

Ο έξυπνος μετρητής μπορεί μέσω της πλατφόρμας επικοινωνίας να λάβει και αποθηκεύσει εντολές. Κάθε καταναλωτής ηλεκτρικής ενέργειας, δηλαδή, όχι μόνο γνωρίζει το ενεργειακό του προφίλ, αλλά μπορεί να μεταβάλλει, να προγραμματίσει και να κατευθύνει την κατανάλωση προς το συμφέρον του. Μπορεί, για παράδειγμα, να προγραμματίσει τις συσκευές του (π.χ. πλυντήριο, κλιματιστικά, εγκατάσταση φόρτισης ηλεκτρικού αυτοκινήτου) να λειτουργούν οικονομικά μεταθέτοντας την κατανάλωση ενέργειας σε περιόδους χαμηλής ζήτησης. Αυτή η δυνατότητα είναι κρίσιμη σε συνθήκες απελευθερωμένης αγοράς, όπου οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας προσφέρουν ευέλικτες διαδικασίες τιμολόγησης παρόμοιες με το ισχύον νυχτερινό τιμολόγιο, αλλά με την πρόσθετη δυνατότητα δυναμικής μεταβολής.

- Δυνατότητα απομακρυσμένης εκκίνησης και διακοπής της σύνδεσης με το ηλεκτρικό δίκτυο
Ο καταναλωτής μπορεί κατά βούληση να ενεργοποιεί ή απενεργοποιεί τη σύνδεση, τόσο για λόγους ασφάλειας όσο και για λόγους εξοικονόμησης ενέργειας.

- Ευκολότερη μετάβαση σε άλλο προμηθευτή ηλεκτρικής ενέργειας

Με τους έξυπνους μετρητές παρέχεται η δυνατότητα στους χρήστες να αλλάζουν πάροχο, με παρόμοιες διαδικασίες όπως αυτές της παροχής τηλεπικοινωνιακών υπηρεσιών. Αυτό θα συμβάλει αποφασιστικά στην ενίσχυση του ανταγωνισμού μεταξύ των προμηθευτών, άρα και στη μεγιστοποίηση του οφέλους για τους καταναλωτές.

- Διαθεσιμότητα προηγμένων τιμολογιακών πολιτικών εκ μέρους των προμηθευτών ΗΕ

Κατά πρώτον, καταργείται η κατ' εκτίμηση χρέωση της ηλεκτρικής ενέργειας. Μέχρι τώρα, η χρέωση γίνεται για την ενέργεια που πιθανότατα έχει καταναλωθεί σε ένα δίμηνο μέχρι ο

καταμετρητής του παρόχου να προσδιορίσει την ακριβή κατανάλωση. Ο νέος τρόπος τιμολόγησης επί πραγματοποιηθείσας κατανάλωσης ΗΕ θα προσφέρει την ευελιξία και τις προσφορές που προαναφέρθηκαν. Επιπλέον, στα πρότυπα της τηλεπικοινωνιακής αγοράς θα διατίθενται και προπληρωμένα προγράμματα που θα καθιστούν δυνατή την προπληρωμένη κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας με ελαχιστοποίηση των πάγιων χρεώσεων. Ο καταναλωτής θα γνωρίζει την ενέργεια που έχει καταναλώσει και αυτήν που του απομένει. Αυτός ο τρόπος χρέωσης θα είναι ιδιαίτερα χρήσιμος σε εξοχικές κατοικίες.

- Δυνατότητα βελτίωσης της ποιότητας του ηλεκτρικού ρεύματος
Οι έξυπνοι μετρητές ενσωματώνουν διατάξεις που επιτρέπουν τον αυτόματο έλεγχο και τη βελτίωση των χαρακτηριστικών του ηλεκτρικού ρεύματος. Παρέχουν λειτουργίες εξομάλυνσης της τάσης/συχνότητας και προστασίας από υπερτάσεις και υπερεντάσεις.
- Συμβολή στην αύξηση της διείσδυσης διεσπαρμένης παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας στο δίκτυο μίας οικίας ή μιας επιχείρησης
Με τους έξυπνους μετρητές γίνεται ευκολότερη η ενσωμάτωση μικρών μονάδων παραγωγής ενέργειας, όπως τα φωτοβολταϊκά συστήματα και οι μικρές ανεμογεννήτριες, σε ένα ενιαίο ενεργειακό σύστημα μικρής κλίμακας. Στο σύστημα αυτό θα ρυθμίζεται η κατανάλωση, η παραγωγή από ανανεώσιμες πηγές, η αποθήκευση και η ανάκτηση ενέργειας από μέσα αποθήκευσης (ηλεκτρικό αυτοκίνητο, συστοιχία συσσωρευτών), κατά βέλτιστο τρόπο ως προς όφελος του καταναλωτή.

Οφέλη για τους προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας

- Ενημέρωση σε πραγματικό χρόνο

Ο έξυπνος μετρητής αποστέλλει περιοδικά (συνήθως ανά 15 min) κρυπτογραφημένα δεδομένα για την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας σε εξουσιοδοτημένα Κέντρα Λειτουργίας, παρέχοντας στον προμηθευτή τη δυνατότητα να γνωρίζει σε πραγματικό χρόνο το φορτίο του δικτύου που διαχειρίζεται.

- Παραγωγή ψηφιακών δεδομένων

Οι έξυπνοι μετρητές παράγουν ψηφιακά δεδομένα που μπορούν να αποθηκευθούν, να μεταδοθούν με αξιοπιστία και ασφάλεια, να ανακτηθούν, να υποστούν επεξεργασία και ανάλυση πολλών επιπέδων. Αυτά τα χαρακτηριστικά των ψηφιακών δεδομένων καθιστούν εφικτή την

εφαρμογή πολιτικών ανταπόκρισης στη ζήτηση (Demand Response) και διαχείρισης του φορτίου (Load Management). Οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας μπορεί να δημιουργήσουν βάσεις δεδομένων και με κατάλληλους αλγόριθμους επεξεργασίας της πληροφορίας να αποκτήσουν τη δυνατότητα αξιόπιστης πρόβλεψης των αναγκών των πελατών τους, τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα, και να αγοράσει τα αντίστοιχα απαιτούμενα μεγέθη ΗΕ που θα απαιτηθούν, με ικανοποιητική ακρίβεια. Ο περιορισμός του επιπλέον κόστους λόγω της ακριβέστερης εκτίμησης της ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας έχει άμεσο αντίκτυπο και στην τιμολόγηση της προς τους καταναλωτές.

- Αμφίδρομη επικοινωνία

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, ο έξυπνος μετρητής αποτελεί την πύλη επικοινωνίας του προμηθευτή και του καταναλωτή. Ο προμηθευτής ενημερώνει επί θεμάτων τιμολογίου, νέων προϊόντων, προσφορών και ασφάλειας και δέχεται την αντίστοιχη ανάδραση του καταναλωτή.

- Γίνεται εφικτή η ευελιξία στην τιμολόγηση και η προσφορά νέων προϊόντων στους πελάτες

Οι προμηθευτές αποκτούν τη δυνατότητα να προσφέρουν εξατομικευμένα προϊόντα που ανταποκρίνονται στις καταναλωτικές ανάγκες και συνήθειες των καταναλωτών και να αποζημιώνονται άμεσα. Η άμεση πληρωμή της καταναλισκόμενης ενέργειας από τους πελάτες προσφέρει την αναγκαία ρευστότητα στους προμηθευτές ώστε να μη χρειάζεται να καταφεύγουν σε δανεισμό για την προμήθεια ηλεκτρικής ενέργειας από την χονδρεμπορική αγορά. Η αποδοτικότερη χρήση των κεφαλαίων και η αποφυγή πληρωμής τόκων δανεισμού εκ μέρους των προμηθευτών έχει ως άμεσο αποτέλεσμα τη μείωση των τιμών για τον τελικό καταναλωτή.

- Απομακρυσμένη εκκίνηση και διακοπή της σύνδεσης

Μέσω των έξυπνων μετρητών παρέχεται η δυνατότητα στον πάροχο να εκκινεί και να διακόπτει την παροχή για λόγους ασφάλειας και προστασίας του δικτύου του καταναλωτή. Επιπλέον, σε περιπτώσεις μη τήρησης των υποχρεώσεων εκ μέρους κάποιου, μπορεί να διακόψει αμέσως την παροχή ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και να την αποκαταστήσει τάχιστα, εφόσον διευθετηθούν οι μεταξύ τους διαφορές.

- Έγκαιρος εντοπισμός και επέμβαση σε περίπτωση κλοπής

Στις περιπτώσεις όπου οι μετρήσεις που συλλέγονται από τους μετρητές των καταναλωτών

ηλεκτρικής ενέργειας βρίσκονται σε αναντιστοιχία με τις ενδείξεις των μετρητών παρεχόμενης ενέργειας του δικτύου διανομής, ο προμηθευτής έχει τη δυνατότητα να εντοπίσει ενδεχόμενη κλοπή και να διακόψει αμέσως την παροχή.

- Εξάλειψη της δαπάνης της συμβατικής διαδικασίας καταμέτρησης ηλεκτρικής ενέργειας

Με την εγκατάσταση των έξυπνων μετρητών, ο συμβατικός τρόπος καταμέτρησης της καταναλωθείσας ενέργειας από υπαλλήλους του παρόχου καταργείται. Παράλληλα, εξαλείφονται και οι περιπτώσεις ανθρώπινου λάθους κατά την καταγραφή που οδηγούν σε λανθασμένες χρεώσεις και προκαλούν προβλήματα στις σχέσεις μεταξύ προμηθευτών και καταναλωτών.

Οφέλη για το διαχειριστή του δικτύου διανομής

- Βελτίωση ποιότητας ρεύματος

Ο διαχειριστής του συστήματος συλλέγοντας από τους έξυπνους μετρητές πληροφορίες για την ποιότητα του ρεύματος που προσφέρει, και σε συνδυασμό με τις μετρήσεις από τις άλλες μετρητικές διατάξεις που είναι εγκατεστημένες στο δίκτυο, μπορεί να ενημερωθεί, να εντοπίσει και να επέμβει άμεσα στα σημεία του δικτύου που αντιμετωπίζουν προβλήματα ως προς την τάση και τη συχνότητα του ηλεκτρικού ρεύματος (π.χ. από σφάλματα ή από χρήση βιομηχανικού εξοπλισμού). Ο διαχειριστής του συστήματος έχει, επίσης, τη δυνατότητα να θέσει σε λειτουργία διατάξεις εξομάλυνσης κατά εστιασμένο τρόπο με άμεσα αποτελέσματα. Κατ' αυτόν τον τρόπο, αποφεύγει πιθανές αποζημιώσεις σε πελάτες για καταστροφή μηχανημάτων και εξοπλισμού.

- Πρόληψη σφαλμάτων και διακοπών ή άμεση αποκατάστασή τους

Διαθέτοντας τη δυνατότητα άμεσης πληροφόρησης ο διαχειριστής μπορεί να προλαμβάνει σφάλματα, διακοπές και καταστροφές εξοπλισμού. Στην περίπτωση όπου τελικώς υπάρξουν βλάβες, επιταχύνεται ο εντοπισμός και η αποκατάσταση τους.

Οφέλη για το κοινωνικό σύνολο

Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφερθεί ότι οι έξυπνοι μετρητές αποτελούν θεμελιώδη εργαλεία για την υλοποίηση του Έξυπνου Δικτύου Ηλεκτρικής Ενέργειας (Smart Grid). Αυτό έχει ως απόρροια

την έμμεση συμβολή των έξυπνων μετρητών στα ακόλουθα σημαντικά οφέλη που θα προκύψουν από την υλοποίηση του έξυπνου δικτύου.

- Σημαντική εξοικονόμηση ενέργειας λόγω της βελτίωσης της καταναλωτικής συμπεριφοράς των καταναλωτών (όπως επιβεβαιώνεται από τα μέχρι σήμερα στοιχεία από την εφαρμογή σε άλλες χώρες, κυρίως στις ΗΠΑ).
- Εξομάλυνση της καμπύλης φορτίου του συστήματος

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η εξαγωγή και εύκολη διαχείριση και επεξεργασία των πληροφοριών κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας παρέχει τη δυνατότητα εφαρμογής πολιτικών ανταπόκρισης στη ζήτηση (D-R) σε μεγάλη κλίμακα. Ως εκ τούτου, λοιπόν, καθίσταται εφικτή η μετάθεση μέρους της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε περιόδους χαμηλότερης ζήτησης (load shifting) και η εξομάλυνση των μεγάλου κόστους αιχμών της καμπύλης φορτίου (peak shaving) . Σε συνδυασμό με την εξοικονόμηση ενέργειας, επιτυγχάνεται μείωση της ανάγκης για επενδύσεις σε νέες μονάδες παραγωγής και σε επεκτάσεις του συστήματος μεταφοράς και διανομής για να ανταπεξέλθουν στη ζήτηση αιχμής.

- Μείωση των εκπομπών αερίων ρύπων

Διαθέτοντας πληροφόρηση σε πραγματικό χρόνο, ελαχιστοποιούνται η παραγωγή πλεονάζουσας ηλεκτρικής ενέργειας και οι απώλειες μεταφοράς και διανομής, και αυξάνεται η διείσδυση των ανανεώσιμων πηγών στην παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας. Το άμεσο αποτέλεσμα είναι μειωμένες εκπομπές ρύπων στην ατμόσφαιρα από τις θερμικές μονάδες.

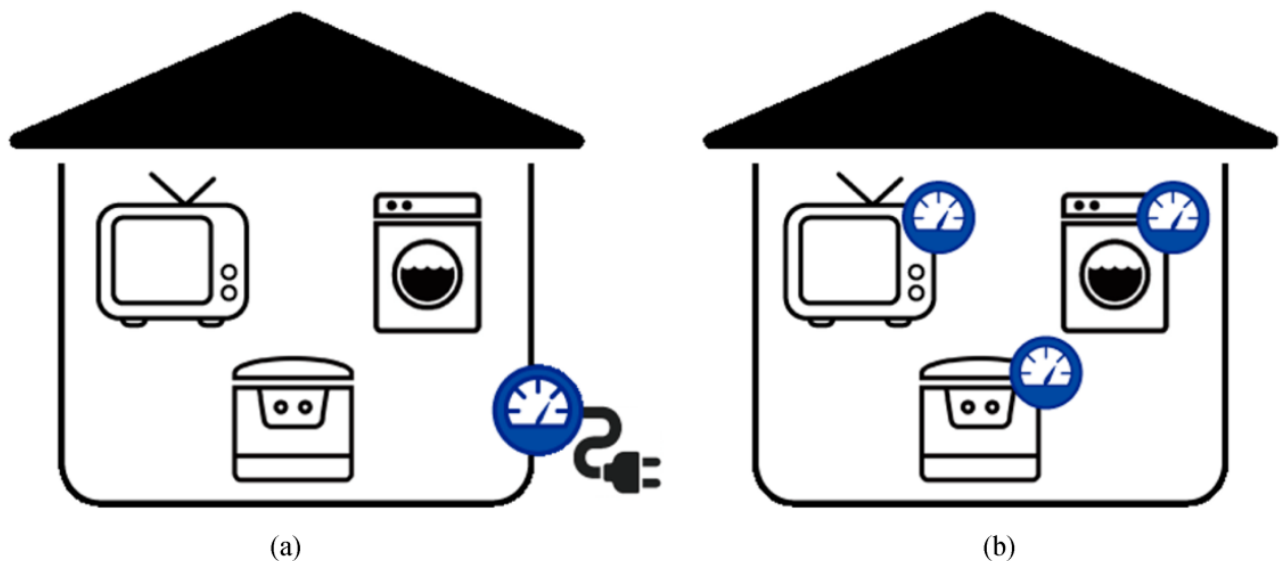
- Ευκολότερη εφαρμογή κοινωνικής πολιτικής

Με την εγκατάσταση έξυπνων μετρητών διευκολύνονται και επιταχύνονται οι διαδικασίες εφαρμογής κοινωνικής πολιτικής σε ευπαθείς ομάδες του πληθυσμού. Για παράδειγμα, αν κάποιος καταναλωτής έχει αυξημένες ανάγκες σε ενέργεια λόγω ασθένειας μπορεί άμεσα να επιδοτηθεί και να συνάψει ειδική συμφωνία με τον πάροχο.

3.4 Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίων

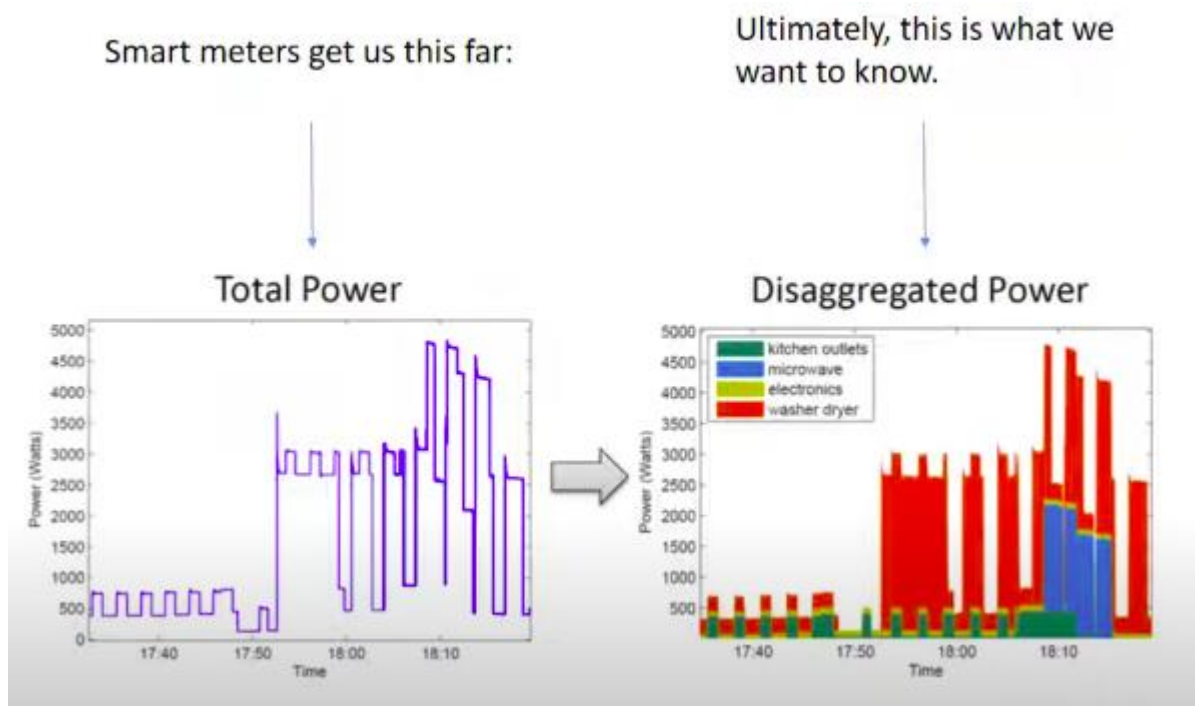
Στην προηγούμενη ενότητα καλύφθηκε η έννοια της παρεμβατικής μεθόδου παρακολούθησης φορτίου με τη χρήση έξυπνων μετρητών. Η μέθοδος αυτή είναι πιο ακριβής σε ό,τι αφορά την παρακολούθηση της ενέργειας που καταναλώνουν οι συσκευές, έχει κάποια βασικά μειονεκτήματα, όπως το υψηλό κόστος που έχουν οι μετρητές. Έτσι, η ερευνητές εστίασαν σε μεθόδους που δεν είναι απαραίτητη η χρήση πολλαπλών μετρητών.

Μια διαφορετική προσέγγιση παρουσίασε ο Hart, (1992), ο οποίος πρότεινε την μη παρεμβατική τεχνική παρακολούθησης φορτίου (*Non - Intrusive Load Monitoring*), σύμφωνα με την οποία είναι εφικτό να εξαχθεί από το ολικό σήμα κατανάλωσης του κτιρίου, το μοτίβο κατανάλωσης κάθε μεμονωμένης συσκευής, χρησιμοποιώντας αποκλειστικά έναν μετρητή (Εικόνα 3.4).



Εικόνα 3.3: Διαφορά (α) παρεμβατικής και (β) μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου. Πηγή: Shin et al., (2019)

Η μη παρεμβατική μέθοδος παρακολούθησης φορτίου βασίζεται σε ένα μόνο μετρητή που παρακολουθεί τη συνολική κατανάλωση ενός χώρου. Το πλήθος των συσκευών είναι πεπερασμένο και η λειτουργία των συσκευών είναι ανεξάρτητη από το σύστημα παρακολούθησης. Με τη χρήση μεθόδων επιμερισμού ενέργειας προκύπτει μία προσέγγιση στην κατανάλωση των συσκευών του συγκεκριμένου χώρου καθώς και άλλα στοιχεία, όπως οι μεταβολές της ημέρας.



Εικόνα 3.4

Το αυξανόμενο ενδιαφέρον σχετικά με τη μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου έγκειται στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι καταναλωτές χρησιμοποιούν την ηλεκτρική ενέργεια και η επικοινωνία αυτών των πληροφοριών στις επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας και στους πελάτες σε πραγματικό χρόνο.

Η δυνατότητα επιμερισμού των δεδομένων στο επίπεδο κατανάλωσης μιας συσκευής σε πραγματικό χρόνο έχει πολλά πλεονεκτήματα. για τους καταναλωτές, τους παρόχους υπηρεσιών ηλεκτρικής ενέργειας αλλά και την κοινωνία για σκοπούς εξοικονόμησης ενέργειας, ενεργειακής απόδοσης και ανταπόκρισης στη ζήτηση, εάν κάτι τέτοιο είναι εφικτό και οικονομικά αποδοτικό.

Σε γενικές γραμμές η αναγνώριση φορτίου μπορεί να παρομοιαστεί με το πρόβλημα της απομόνωσης της ομιλίας ενός ατόμου σε ένα πάρτι ή το πρόβλημα του διαχωρισμού μουσικών σημάτων (Rahimpour et al., 2017). Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως, το πρόβλημα έγκειται στην εξαγωγή περισσότερων από μία πηγών από μία μόνο παρατήρηση και κάτι τέτοιο παρουσιάζει δυσκολίες αναγνώρισης. Στην ενεργειακή αποσύνθεση, το κύριο σήμα αποτελείται από έναν μεγάλο αριθμό πηγών αβεβαιότητας, όπως είναι ο **θόρυβος υποβάθρου στην ισχύ**, οι πολλές συσκευές με περίπου την ίδια ισχύ κατανάλωσης και η ταυτόχρονη απενεργοποίηση – ενεργοποίηση (ON/OFF) πολλών συσκευών. Επιπλέον, η ακριβής κατανάλωση ισχύος κάθε συσκευής, σε κάθε σπίτι δεν είναι γνωστή και έτσι οι προβλέψεις πρέπει να γίνονται με βάση εκτιμήσεις και μελέτες άλλων οικιών.

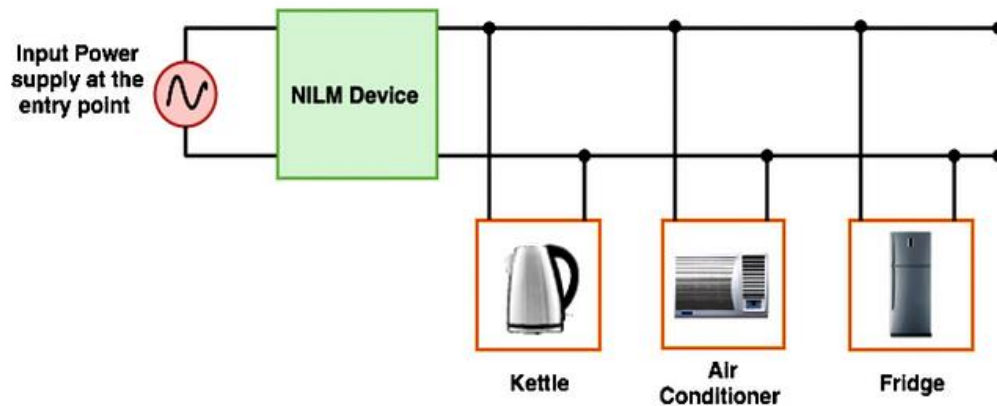


Fig. 3. The general concept of non-intrusive load monitoring (NILM) technique. All the appliances are connected to the main power supply of the building and monitored through NILM device.

Εικόνα 3.5

Το πρόβλημα του επιμερισμού της ενέργειας με μη παρεμβατική μέθοδο παρακολούθησης φορτίων συναντάται με διάφορους όρους στη βιβλιογραφία. Παρακάτω ακολουθούν κάποιοι από αυτούς:

- NILM (Non-Intrusive Load Monitoring): Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου
- NIALM (Non-Intrusive Appliance Load Monitoring) & NALM: Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου συσκευών
- NIALMS (Non-Intrusive Appliance Load Monitoring System): Μη παρεμβατικό σύστημα παρακολούθησης φορτίου συσκευών
- ALM (Appliance Load Monitoring): Παρακολούθηση φορτίου συσκευών
- C-NILMS (Commercial Non-Intrusive Load Monitoring System): Εμπορικό μη παρεμβατικό σύστημα παρακολούθησης φορτίου

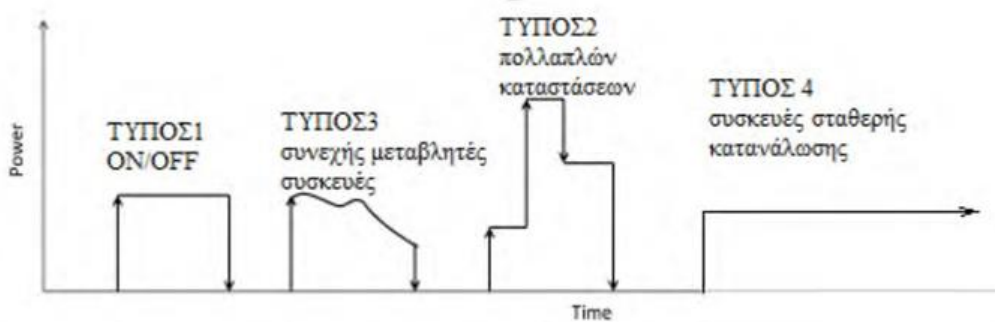
3.4.1 Τύποι συσκευών και δεδομένα

Οι συσκευές που καταναλώνουν ενέργεια σε ένα δίκτυο μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση την κατάσταση λειτουργίας τους ως εξής [11]:

1. **Συσκευές δύο καταστάσεων ON / OFF.** Η ταυτοποίηση τέτοιων συσκευών είναι σχετικά απλή καθώς η συμπεριφορά λειτουργίας τους είναι σταθερή. Τέτοιες συσκευές είναι ένα φωτιστικό, μία τοστιέρα ή ο θερμοσίφοντας.
2. **Συσκευές με πεπερασμένο αριθμό λειτουργικών καταστάσεων.** Συχνά αναφέρονται και ως μηχανές πεπερασμένων καταστάσεων (Finite State Machines - FSM). Τέτοιες είναι

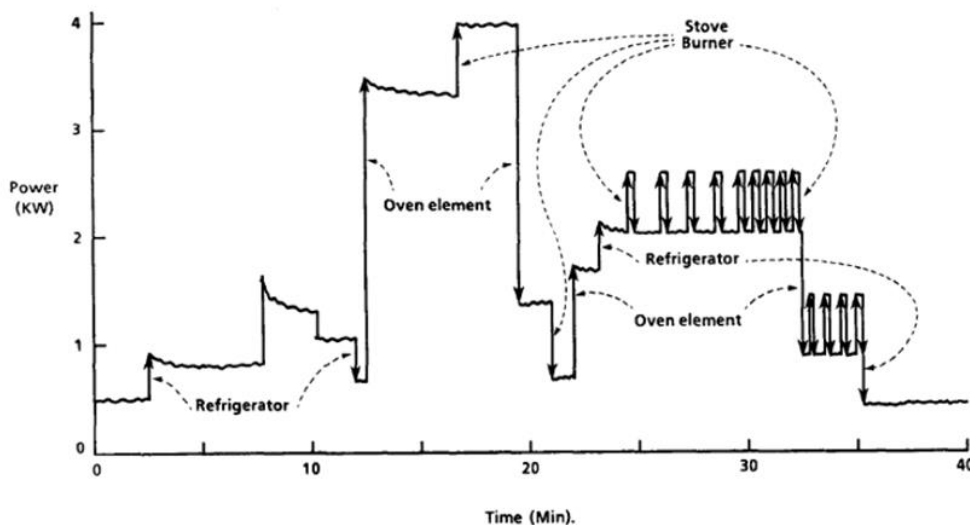
το πλυντήριο και η ηλεκτρική εστία μαγειρέματος. Στις συσκευές τύπου II παρατηρούνται μοτίβα και επομένως διαθέτουν υπογραφές που μπορούν να εκμεταλλευτούν οι αλγόριθμοι μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου.

3. **Συνεχώς μεταβαλλόμενες συσκευές** (Continuously Variable Devices - CVD): Οι συσκευές αυτές δεν έχουν σταθερό αριθμό καταστάσεων. Τέτοιες συσκευές είναι τα εργαλεία, όπως τρυπάνια, οι φορτιστές μπαταριών, οι φορητοί υπολογιστές και είναι δύσκολο να αναγνωριστούν σε επίπεδο NILM.
4. **Συσκευές σταθερής κατανάλωσης.** Είναι οι συσκευές που παραμένουν ενεργές για μεγάλη χρονική διάρκεια και έχουν σταθερό ρυθμό κατανάλωσης. Τέτοιες συσκευές είναι σταθερές τηλεφωνικές συσκευές ή ανιχνευτές αερίων όπως καπνού.



Εικόνα 3.6: Αναπαράσταση διαφορετικών τύπων συσκευών με βάση την κατάσταση λειτουργίας [12]

Στην Εικόνα 3.7 παρουσιάζεται η συνολική κατανάλωση ενέργειας σε συνάρτηση με το χρόνο σε μια οικία για 40 λεπτά. Περιέχει τέσσερις διαφορετικού μεγέθους βηματικές αλλαγές, παρέχοντας **χαρακτηριστικές υπογραφές** για τέσσερις συσκευές.



Εικόνα 3.7: Συσκευές που καταναλώνουν ενέργεια με την πάροδο του χρόνου [13]

3.4.2 Ρυθμός δειγματοληψίας

Η συλλογή των δεδομένων γίνεται μέσω δειγματοληψίας σημάτων και μετατροπής τους σε αριθμητικές τιμές με σκοπό την επεξεργασία τους. Ο στόχος είναι η αναγνώριση μοτίβων στην κατανάλωση του φορτίου, επομένως η δειγματοληψία πρέπει να γίνεται με επαρκή ρυθμό.

Όσο χαμηλότερος είναι ο ρυθμός δειγματοληψίας, τόσο περισσότερα λάθη στην ανίχνευση, λόγω των χαμένων συμβάντων ενεργοποίησης. Οι υψηλότεροι ρυθμοί δειγματοληψίας συχνά απαιτούν εξειδικευμένο εξοπλισμό μέτρησης που πρέπει είτε να αγοραστεί (που είναι δαπανηρό) είτε να κατασκευαστεί (που είναι δαπανηρό επίσης).

Έτσι, υπάρχουν οι 2 βασικές κατηγορίες μετρητών ισχύος για τη μέτρηση του συνολικού φορτίου ενός κτιρίου:

- 1) Μετρητές ενέργειας: Ο ρυθμός δειγματοληψίας καθορίζεται από τον τύπο πληροφορίας που υπάρχει στόχος να εξαχθούν από το συγκεκριμένο μετρητή. Ο ρυθμός αυτός πρέπει να ικανοποιεί το κριτήριο Nyquist - Shannon (για να αναπαρασταθεί σωστά ένα σήμα, ο ρυθμός δειγματοληψίας πρέπει να είναι **τουλάχιστον διπλάσιος** από την υψηλότερη συχνότητα που περιέχει το σήμα) και αποτελεί ακέραιο πολλαπλάσιο θεμελιωδών συχνοτήτων π.χ. 60 Hz.
- 2) Μετρητές ενέργειας υψηλής συχνότητας: οι μετρητές αυτοί δειγματοληπτούν σε συχνότητες της κλίμακας 10 - 100 MHz. Αυτοί οι τύποι μετρητών είναι πιο ακριβοί λόγω της τεχνολογίας τους και είναι προσαρμοσμένοι στο είδος των χαρακτηριστικών που πρέπει να εξαχθούν.

Οι ερευνητές υποστηρίζουν ότι υπάρχει μία διακύμανση 10% - 20% στους περισσότερους μετρητές που είναι διαθέσιμοι στο εμπόριο. Επίσης, ένα χαρακτηριστικό των πιο χαμηλού κόστους μετρητών είναι το μικρό μέγεθος μνήμης που χρησιμοποιείται από την μονάδα επεξεργασίας. Βέβαια, τέτοιες λύσεις χαμηλού κόστους έχουν περιορισμένη λειτουργικότητα και γι' αυτό ξεκίνησε η ανάπτυξη νέων προτύπων για πειραματική αξιολόγηση. [11]

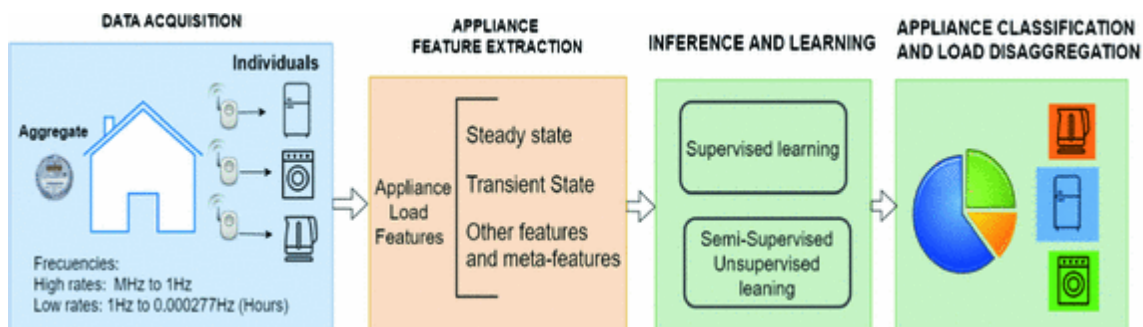
Συνοπτικά, **όσο υψηλότερη είναι η συχνότητα δειγματοληψίας, τόσο υψηλότερη είναι η ακρίβεια του αλγορίθμου NILM** για την ανίχνευση και σωστή ταξινόμηση μιας συσκευής που

χρησιμοποιείται. Υπάρχουν δύο κατηγορίες ρυθμών δειγματοληψίας που μπορούν να χρησιμοποιήσουν οι αλγόριθμοι NILM: **υψηλή συχνότητα ($\geq 60\text{Hz}$)** και **χαμηλή συχνότητα ($\leq 60\text{Hz}$)**. Η συχνότητα δειγματοληψίας καθορίζεται συχνά από το ποιες μετρήσεις και ηλεκτρικά χαρακτηριστικά θα χρησιμοποιήσει ο αλγόριθμος NILM. Για παράδειγμα, η ανάλυση των υπογραφών ισχύος απαιτεί υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας.

3.4.3 Πλαίσιο υλοποίησης μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου

Η μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου, όπως περιγράφεται από τους Armel et al., (2013), αποτελείται από τρία βασικά βήματα (Εικόνα 3.8):

- Η **συλλογή δεδομένων** (*data acquisition*) υλοποιείται με την μέτρηση της συνολικής κατανάλωσης φορτίου (τάση, ρεύμα κ.λπ.), η οποία λαμβάνεται με τον κατάλληλο ρυθμό δειγματοληψίας, χρησιμοποιώντας έξυπνους μετρητές.
- Στη συνέχεια ανιχνεύονται και επισημαίνονται συμβάντα (*event detection*), δηλαδή αλλαγές στο σήμα που προκαλούνται από τη λειτουργία μεμονωμένων συσκευών (π.χ. ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα). Το επόμενο στάδιο είναι η **εξαγωγή χαρακτηριστικών** (*feature extraction*) του σήματος που αντιστοιχούν στο συμβάν και περιγράφουν τη λειτουργία συγκεκριμένων συσκευών.
- Το τελευταίο στάδιο είναι η **ταξινόμηση, η αντιστοίχιση δηλαδή των χαρακτηριστικών σε ετικέτες**. Σε αυτό το στάδιο γίνεται επεξεργασία των επισημασμένων συμβάντων με τη χρήση μιας στατιστικής μεθόδου, συνήθως ενός αλγορίθμου μάθησης με επίβλεψη, ο οποίος τους αποδίδει μια ετικέτα (π.χ. απενεργοποίηση τηλεόρασης) βάσει ενός εκπαιδευμένου μοντέλου.



Εικόνα 3.8: Στάδια υλοποίησης NILM. Πηγή: Herrero et al., (2017)

4. Μέθοδοι και Σύνολα Δεδομένων

Για το πρόβλημα του επιμερισμού της ενέργειας με τη μέθοδο της μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι και αλγόριθμοι. Κάποιοι από τους αλγόριθμους αυτούς αναλύονται στο κεφάλαιο 5. Το βασικό πρόβλημα που προσπαθούν να επιλύσουν οι αλγόριθμοι αυτοί μπορεί να μοντελοποιηθεί ως εξής:

$$P(t) = p_1(t) + p_2(t) + \dots + p_n(t) \quad (4.1)$$

όπου η συνάρτηση P αθροίζει τα σήματα ισχύος των συσκευών σε ένα μετρητή, i μία συσκευή, p_i η κατανάλωση ενέργειας της i -οστής συσκευής και n ο συνολικός αριθμός των συσκευών σε μία περίοδο t . Σε ένα πρόβλημα NILM, ο αλγόριθμος γνωρίζει μόνο τη συνολική κατανάλωση ενέργειας P και προσπαθεί να εκτιμήσει τις μεμονωμένες τιμές p_i . Σε ένα δίκτυο συσκευών υπό πραγματικές συνθήκες υπάρχει και θόρυβος, $\epsilon(t)$, επομένως η σχέση 4.1 διαμορφώνεται ως εξής:

$$P(t) = \sum_{i=1}^n p_i(t) + \epsilon(t) \quad (4.2)$$

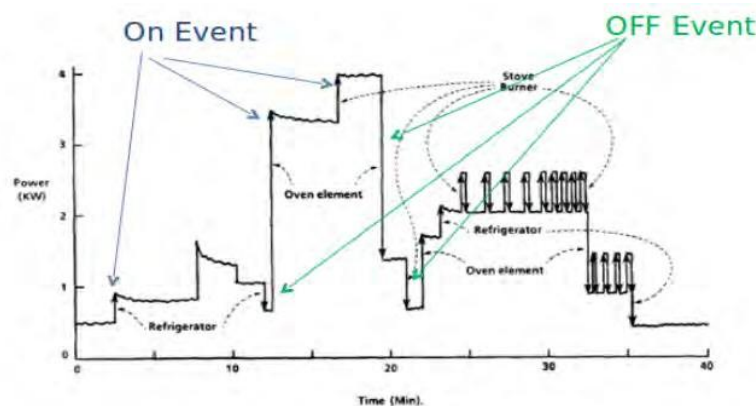
Οι αλγόριθμοι επιμερισμού κατηγοριοποιούνται σε δύο κύριες προσεγγίσεις:

- **Αλγόριθμοι που βασίζονται στο ενεργειακό αποτύπωμα των συσκευών** (συσκευές με κατάσταση σταθερής λειτουργίας και συσκευές κατάστασης μεταβάσεων).
- **Εκπαιδευόμενα μοντέλα** (HMM, Νευρωνικά δίκτυα, k-NN Algorithm).

Ο αλγόριθμος του Hart αποτελεί ένα κλασικό παράδειγμα προσέγγισης με βάση το ενεργειακό αποτύπωμα των συσκευών σε ένα δίκτυο. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζει τις μεταβολές στο **χώρο P – Q (ενεργή (P) και άεργη (Q) ισχύς)** με στόχο την αναγνώριση των συσκευών. Όμως, με αυτό τον τρόπο συσκευές που είναι πολλών καταστάσεων ή συνεχώς μεταβαλλόμενες είναι δύσκολο να αναγνωριστούν σωστά. Οι δύο αυτοί τύποι συσκευών αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 3.4.1.

Επίσης, άλλοι ερευνητές [14] έχουν χρησιμοποιήσει το **ρεύμα και την τάση ως αποτύπωμα** και με την παραγωγή τιμών όπως η RMS (Root Mean Square) εξήγαγαν συμπεράσματα τα οποία βοήθησαν στην αναγνώριση των συσκευών, αλλά η μέθοδος αυτή δεν ήταν επαρκής για συσκευές πολλών καταστάσεων. Ακόμα, **έχουν γίνει προσπάθειες με σειρές Fourier** [15][16], όπου ερευνητές με βάση δεδομένα υψηλής συχνότητας χρησιμοποίησαν τις αρμονικές του ρεύματος για την αναγνώριση των συσκευών. Όμως, και σε αυτή την περίπτωση υπήρχε πρόβλημα με τις συσκευές πολλαπλών καταστάσεων και συνεχώς μεταβαλλόμενων καθώς απαιτούνται όλοι οι συνδυασμοί αρμονικών και σε μεγάλα δίκτυα με πολλές συσκευές αυτό ίσως δεν είναι εφικτό [17].

Σχετικά με το ενεργειακό αποτύπωμα των συσκευών, υπάρχει ένα δεύτερο είδος που αφορά τις μεταβατικές καταστάσεις. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε συμβάντα (ενεργοποίησης ή απενεργοποίησης) επικεντρώνονται στα σημεία όπου οι συσκευές αλλάζουν κατάσταση και χρησιμοποιούν **αλγόριθμους ανίχνευσης συμβάντων** για να προσδιορίσουν την αρχή και το τέλος κάθε αλλαγής. Δεδομένου ότι η ισχύς σε ένα δίκτυο δεν παραμένει σταθερή αλλά μεταβάλλεται σε διακριτά βήματα, οι αλγόριθμοι αυτοί απαιτούν αρκετά βήματα για να αναγνωρίσουν ένα γεγονός. Τέτοιες προσεγγίσεις απαιτούν **υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας** ώστε να καταγράψουν όλες τις μεταβατικές καταστάσεις. Η πληροφορία αυτή, σε συνδυασμό με χαρακτηριστικά των συσκευών, όπως η ενεργή ισχύς και τα όρια των αλλαγών κατάστασης, επιτρέπει την ταξινόμηση των συμβάντων και, τελικά, την αναγνώριση των συσκευών στο δίκτυο. Ωστόσο, συσκευές με σταθερή κατανάλωση, όπως ένας ανιχνευτής καπνού, δεν μπορούν να εντοπιστούν με αυτή τη μέθοδο.



Εικόνα 4.1: Η αντίστοιχη εικόνα με την εικόνα 3.7 αλλά με ανίχνευση συμβάντων [18]

Στην παραπάνω εικόνα, **οι απότομες αυξήσεις στην κατανάλωση ενέργειας υποδεικνύουν ένα "ON event"**, δηλαδή τη στιγμή που μια συσκευή τίθεται σε λειτουργία. Οι απότομες μειώσεις στην κατανάλωση ενέργειας υποδεικνύουν ένα **"OFF event"**, δηλαδή τη στιγμή που μια συσκευή απενεργοποιείται. Το ψυγείο για παράδειγμα, παρατηρούμε ότι έχει μικρές και τακτικές αυξομειώσεις στην κατανάλωση ισχύος. Αυτό είναι τυπικό για τα ψυγεία, καθώς ο συμπιεστής τους ενεργοποιείται και απενεργοποιείται περιοδικά για να διατηρήσει τη θερμοκρασία.

Τέλος, η δεύτερη βασική κατηγορία αλγόριθμων, είναι οι αλγόριθμοι με εκπαιδευόμενα μοντέλα. Οι πιο δημοφιλείς αλγόριθμοι βασίζονται στα **κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα (HMM)**, καθώς και **λύσεις γύρω από νευρωνικά δίκτυα** [19][20]. Στο κεφάλαιο αυτό θα γίνει μία εισαγωγή στις έννοιες των μαρκοβιανών μοντέλων και νευρωνικών δικτύων, καθώς και μία ανάλυση στα πιο διαδεδομένα σύνολα δεδομένων στο χώρο του NILM. Επίσης, θα γίνει μία εισαγωγή σε συγκεκριμένους αλγόριθμους επιμερισμού.

4.1 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική μάθηση είναι ένα υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που αναπτύχθηκε από τη μελέτη της αναγνώρισης προτύπων και της υπολογιστικής θεωρίας μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. [21]

Η μηχανική μάθηση είναι το πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί, όπως ορίστηκε από τον Άρθουρ Σάμουελ. Ο σκοπός είναι η δημιουργία αλγορίθμων οι οποίοι μαθαίνουν από δεδομένα και παράγουν ως αποτέλεσμα κάποια πρόβλεψη ή απόφαση. Η μηχανική μάθηση χωρίζεται **σε 3 βασικές κατηγορίες**, ανάλογα με τον τρόπο με τον οποίο ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται και με το είδος της μεθόδου ανατροφοδότησης:

[22] [23]

- **Επιβλεπόμενη μάθηση** (supervised learning): ο αλγόριθμος δέχεται γνωστά δεδομένα ως είσοδο καθώς και τα επιθυμητά αποτελέσματα ως έξοδο και ο στόχος είναι να βρεθεί η συνάρτηση ή κανόνας που συνδέει τις εισόδους με τις εξόδους.
- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση** (unsupervised learning): ο αλγόριθμος δε γνωρίζει τα δεδομένα εξόδου (ετικέτες) , παρά μόνο τις εισόδους. Ο στόχος είναι να βρεθούν συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων με βάση τα χαρακτηριστικά τους.
- **Ενισχυτική μάθηση** (reinforcement learning): ο αλγόριθμος αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον χωρίς όμως να ορίζουμε ρητά αν πετυχαίνει το στόχο του. Παράδειγμα ενός τέτοιου αλγορίθμου είναι η οδήγηση ενός οχήματος.

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με το είδος του στόχου που τους έχει τεθεί για το αποτέλεσμα τους:

- **Ταξινόμηση** (classification): τα δεδομένα εισόδου χωρίζονται σε περισσότερες από μία κλάσεις και ο αλγόριθμος πρέπει να αντιστοιχίσει τα δεδομένα σε αυτές τις κλάσεις.
- **Παλινδρόμηση** (Regression): ο στόχος είναι η δημιουργία συνάρτησης που προσεγγίζει καλύτερα τα γνωστά ζεύγη δεδομένων και μπορεί να προβλέψει μελλοντική συμπεριφορά με βάση τη συσχέτιση μίας εξαρτώμενης μεταβλητής και μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών.
- **Ομαδοποίηση** (Clustering): το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε ομάδες με βάση την ομοιότητα τους τις οποίες αντιστοιχίζει σε συγκεκριμένες συσκευές. Σε αντίθεση με την ταξινόμηση, οι ομάδες δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων.

4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Ένα μέρος της ευρύτερης περιοχής της Μηχανικής Μάθησης είναι η Βαθιά Μάθηση (Deep Learning), όπου βρίσκουν εφαρμογή τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks). Ένα νευρωνικό δίκτυο έχει ως σκοπό την προσομοίωση ενός συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών και επικοινωνίας, όπως ένα βιολογικό νευρικό σύστημα. Ένα τέτοιο δίκτυο αποτελείται από νευρώνες που είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους.

Ο τεχνητός νευρώνας (perceptron) είναι μία απλή δομή δέντρου, με πολλαπλούς κόμβους εισόδου και έναν κόμβο εξόδου. Η δομή αυτή είναι αντίστοιχη των βιολογικών νευρώνων, όπου υπάρχουν δενδρίτες για τις εισροές, και έναν άξονα για την εκροή του νευρώνα. Ένας νευρώνας είναι η πιο απλή μορφή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Artificial Neural Network).

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τα παρακάτω δομικά στοιχεία:

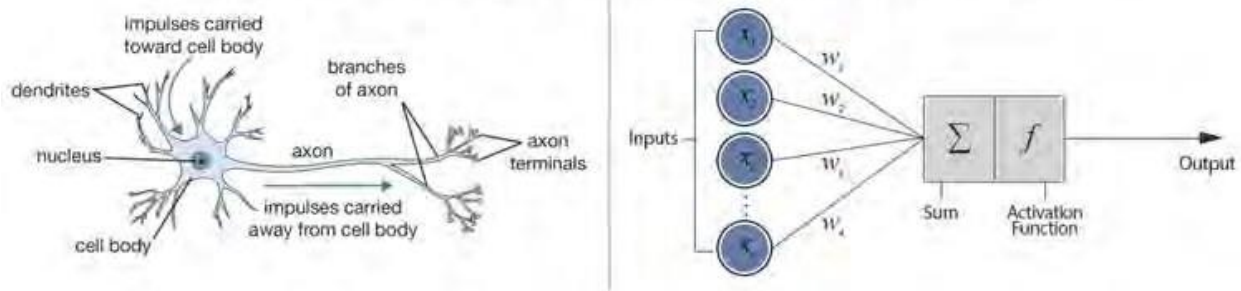
- 1) Είσοδοι: κάθε κόμβος εισόδου i συνδέεται με μία τιμή x_i , η οποία μπορεί να είναι οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός.
- 2) Συνδέσεις: κάθε σύνδεση από έναν κόμβο εισόδου έχει ένα βάρος w_i , το οποίο μπορεί να είναι οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός.
- 3) Όλες οι τιμές εισόδων x_i με τα αντίστοιχα βάρη w_i χρησιμοποιούνται ως είσοδοι για ένα σταθμισμένο άθροισμα:

$$u = f\left(\sum_{i=1}^D w_i \times x_i\right) \quad (4.3)$$

- 4) Το αποτέλεσμα της σχέσης αυτής είναι μία συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία βασίζεται σε ένα κατώφλι ενεργοποίησης, όπου νευρώνας ενεργοποιείται μόνο αν το σταθμισμένο άθροισμα είναι μεγαλύτερο από αυτό το κατώφλι.
- 5) Κόμβος εξόδου: περιέχει το αποτέλεσμα της συνάρτησης ενεργοποίησης
- 6) Πόλωση (bias): η πόλωση είναι το βάρος που συνδέεται με έναν επιπλέον κόμβο εισόδου ο οποίος έχει σταθερή τιμή 1.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η παραπάνω δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, καθώς και η σύγκρισή του με έναν βιολογικό νευρώνα.

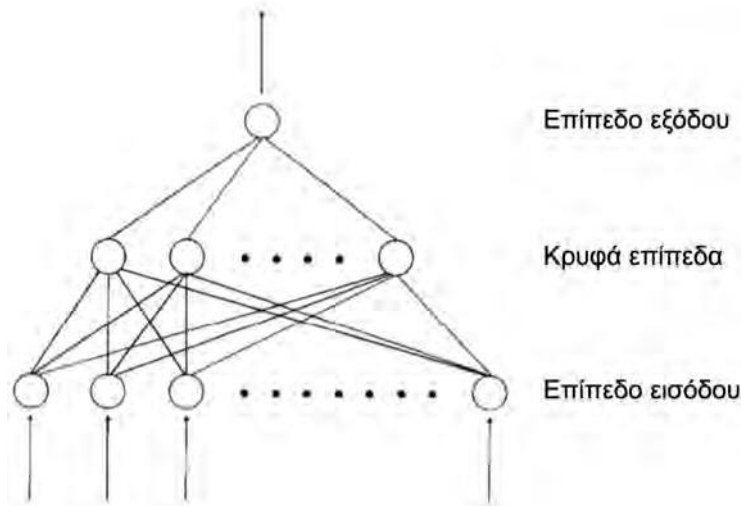
Biological Neuron versus Artificial Neural Network



Εικόνα 4.2: Σύγκριση βιολογικού νευρώνα με τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) [24].

4.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης

Ένα νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (Feed Forward ANN) αποτελείται από νευρώνες που ταξινομούνται σε επίπεδα. Το πρώτο επίπεδο ονομάζεται "επίπεδο εισόδου", τα ενδιάμεσα επίπεδα "κρυφά επίπεδα" και το τελευταίο επίπεδο "επίπεδο εξόδου".



Εικόνα 4.3: Δομή νευρωνικού δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης

Τα feed forward δίκτυα χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες:

1. Δίκτυα perceptrons πολλών επιπέδων (Multi-Layer Perceptrons – MLP)
2. Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks – CNN)

Τα δίκτυα πολλών επιπέδων αποτελούν ουσιαστικά το συνδυασμό πολλών τεχνητών νευρώνων. Τα επίπεδα αυτά λειτουργούν όπως στους βιολογικούς νευρώνες, όπου οι έξοδοι κάθε επιπέδου αποτελούν είσοδο κάθε επόμενου επιπέδου. Συνήθως τα δίκτυα MLP είναι

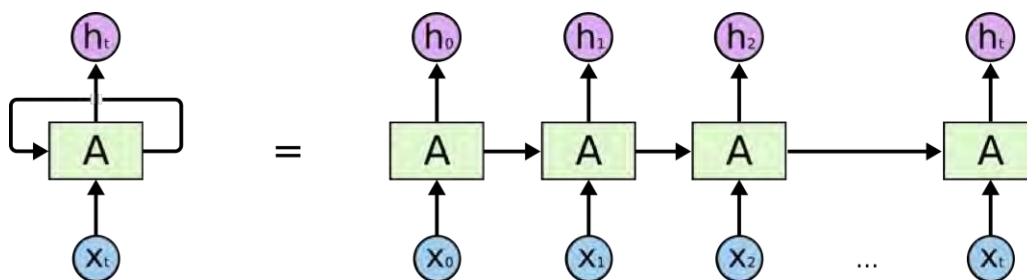
πλήρως συνδεδεμένα, το οποίο σημαίνει ότι κάθε νευρώνας κάποιου επιπέδου συνδέεται με κάθε νευρώνα του επόμενου επιπέδου.

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα είναι δίκτυα που χρησιμοποιούν αντίγραφα μικρών ομάδων νευρώνων. Με αυτό τον τρόπο, το δίκτυο έχει πολλούς νευρώνες και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μεγάλα μοντέλα με τον αριθμό των παραμέτρων που πρέπει να υπολογιστούν να είναι μικρός. Ένα CNN εκπαιδεύει έναν νευρώνα μία φορά ή μία ομάδα νευρώνων και χρησιμοποιεί το αποτέλεσμα αυτό σε πολλά σημεία.

Υπάρχουν αρκετές προσεγγίσεις στο χώρο του επιμερισμού της ενέργειας που βασίζονται σε CNN δίκτυα και μεθόδους ταξινόμησης. Βασικό μειονέκτημα όμως αυτών των νευρωνικών δικτύων είναι η μη συσχέτιση των καταστάσεων του δικτύου μεταξύ τους χρονικά, κάτι που χρειάζεται σε περιπτώσεις μοντέλων που βασίζονται σε ακολουθίες εισόδων, όπως στο χώρο του NLLM. Αυτό το κενό έρχονται να καλύψουν τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα.

4.2.2 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks) είναι ένα είδος νευρωνικού δικτύου του οποίου η έξοδος σε μία χρονική στιγμή εξαρτάται από την προηγούμενη κατάσταση του δικτύου. Πρόκειται για μία ανατροφοδότηση η οποία πρακτικά δημιουργεί μία εσωτερική μνήμη και μπορεί να θεωρηθεί ότι η δομή ενός RNN είναι πολλαπλά αντίγραφα ενός ANN όπου το κάθε ένα ANN περνάει πληροφορία στο επόμενο. Η δομή αυτή φαίνεται στην εικόνα 4.4.



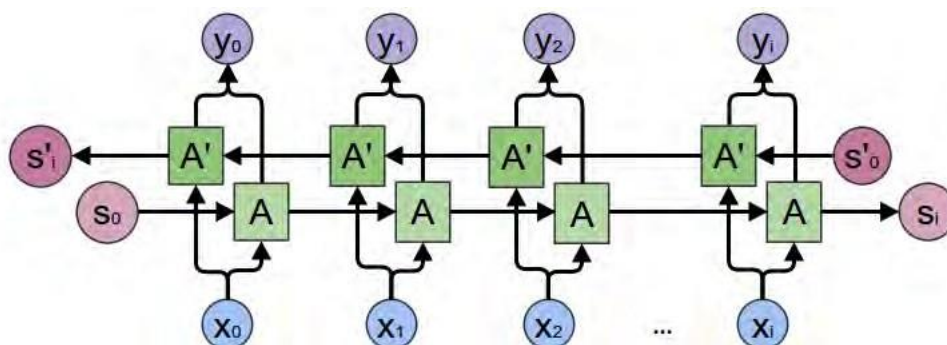
Εικόνα 4.4: Απεικόνιση ενός RNN [24]

Τα RNN δίκτυα χωρίζονται σε 2 βασικές υποκατηγορίες:

1. Μακράς και Βραχείας Μνήμης (Long and Short Term Memory – LSTM)
2. Αμφίδρομα δίκτυα ανάδρασης (Bidirectional RNNs)

Πιο συγκεκριμένα, τα δίκτυα RNN (Αναδραστικά Νευρωνικά Δίκτυα) μπορούν να συσχετίσουν πληροφορίες από προηγούμενες καταστάσεις με δεδομένα που εμφανίζονται σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή. Ωστόσο, αυτό μπορεί να προκαλέσει προβλήματα στη διαχείριση της μνήμης. Το ζήτημα αυτό αντιμετωπίζεται με τα Δίκτυα Μακράς και Βραχείας Μνήμης (LSTM), που παρουσιάστηκαν από τους Hochreiter και Schmidhuber. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι αυτά τα δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να επιλέγουν ποιες πληροφορίες θα διατηρήσουν και ποιες θα απορρίψουν.

Αντίστοιχα, τα αμφίδρομα αναδραστικά δίκτυα, που αναπτύχθηκαν από τους Schuster και Paliwal, στοχεύουν στην αύξηση της διαθέσιμης πληροφορίας εισόδου. Αυτό επιτυγχάνεται με τη σύνδεση δύο κρυφών επιπέδων που λειτουργούν σε αντίθετες κατευθύνσεις, με το ένα να επεξεργάζεται τα δεδομένα με τη φυσική ροή του χρόνου και το άλλο με την αντίστροφη. Έτσι, ένα επίπεδο εξόδου μπορεί να έχει πληροφορίες τόσο από το παρελθόν όσο και από το μέλλον. Η δομή ενός τέτοιου δικτύου παρουσιάζεται στην εικόνα 4.5.



Εικόνα 4.5: Ένα αμφίδρομο αναδρομικό δίκτυο [24]

Σχετικά με τη χρήση RNN για τον επιμερισμό ενέργειας, υπάρχουν προσεγγίσεις όπως των J. Kelly, W. Knottenbelt [26] και W. He, Y. Chai [27]. Επίσης, έχουν γίνει προσπάθειες για τη δημιουργία RNN με βάση την υλοποίηση του [26] χρησιμοποιώντας το NILMTK, όπως φαίνεται αναλυτικά στο [28]. Το NILMTK (Non-Intrusive Load Monitoring Toolkit) που θα αναλυθεί στο κεφάλαιο 4.6.6, είναι ένα εργαλείο ανοιχτού κώδικα το οποίο έχει σχεδιαστεί για τη διευκόλυνση ερευνητών γύρω που ασχολούνται με το NILM.

4.3 Μαρκοβιανά Μοντέλα

4.3.1 Αλυσίδες Markov

Μια **αλυσίδα Markov** είναι ένα μαθηματικό μοντέλο που περιγράφει ένα σύστημα το οποίο μεταβαίνει από μία κατάσταση σε μια άλλη μέσα από ένα σύνολο πιθανών καταστάσεων. Οι μεταβάσεις μεταξύ καταστάσεων βασίζονται σε **πιθανότητες** και το βασικό χαρακτηριστικό είναι ότι το μέλλον του συστήματος εξαρτάται μόνο από την παρούσα κατάσταση, όχι από την προηγούμενη ιστορία του. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι γνωστό ως η **ιδιότητα Markov**.

Οι αλυσίδες Markov είναι στοχαστικές διαδικασίες που αποτελούνται από πεπερασμένο ή μετρήσιμο αριθμό καταστάσεων $S = \{1, 2, \dots, n\}$ χωρίς να διαθέτουν ικανότητες μνήμης. Ως στοχαστική διαδικασία ορίζεται μία οικογένεια τυχαίων μεταβλητών $\{X(t): t \in T\}$ και ως σύστημα χωρίς μνήμη εννοούμε ότι η κατάσταση του συστήματος την στιγμή t εξαρτάται αποκλειστικά από την κατάσταση την στιγμή $t - 1$. [29]

Για την αναπαράσταση των αλυσίδων Markov μπορεί να γίνει χρήση κατευθυνόμενων γράφων, με τους κόμβους να αποτελούν τις καταστάσεις του μοντέλου. Το μοντέλο μπορεί να είναι την κάθε στιγμή σε μια κατάσταση, και μέσω διαδικασίας μετάβασης (transition) μπορεί να αποκτήσει άλλη κατάσταση. Οι δυνατές μεταβάσεις από κάθε κατάσταση ακολουθούν συγκεκριμένη κατανομή πιθανότητας. Σημειώνεται πώς ακόμα και στην περίπτωση που το γράφημα παραμείνει στην ίδια κατάσταση, μπορεί να θεωρηθεί πως πραγματοποιείται μετάβαση.

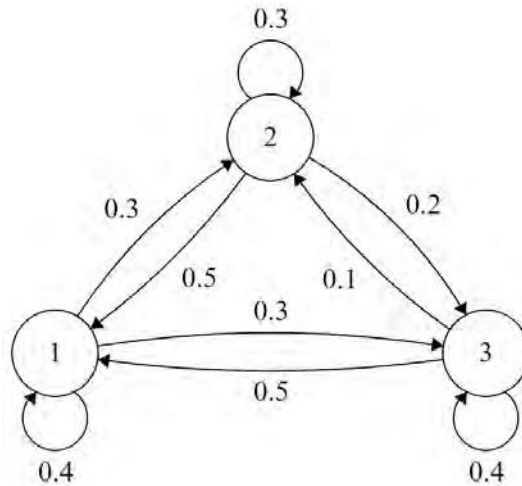
Πιο αναλυτικά, η μετάβαση P_{ij} αντιπροσωπεύει την πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i στην κατάσταση j και ισχύει:

$$\sum_j P_{ij} = 1 \quad (4.4)$$

Το σύνολο των πιθανοτήτων αποθηκεύονται στον πίνακα μεταβάσεων P , μεγέθους $n * n$. Η αρχική κατάσταση του μοντέλου την αρχική στιγμή $t = 1$ και κάθε κατάσταση συμβολίζεται με την τυχαία μεταβλητή X_n . Η αλυσίδα Markov είναι μία ακολουθία των X_0, X_1, \dots , και για τις πιθανές καταστάσεις i_0, i_1, \dots, i_n ισχύει [30]:

$$P(X_n = i_n | X_{n-1} = i_{n-1}) = P(X_n = i_n | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}) \quad (4.5)$$

Στην εικόνα 4.6 φαίνεται μία αλυσίδα Markov με 3 καταστάσεις $S = \{1, 2, 3\}$:



Εικόνα 4.6: Γράφημα αλυσίδας Markov

Και ο πίνακας μεταβάσεων είναι:

$$P = \begin{pmatrix} 0.4 & 0.3 & 0.3 \\ 0.5 & 0.3 & 0.2 \\ 0.5 & 0.1 & 0.4 \end{pmatrix}$$

(4.6)

Συμπερασματικά, μια αλυσίδα Markov ορίζεται από:

- Ένα σύνολο **καταστάσεων**.
- Ένα **πίνακα μετάβασης** P , όπου το στοιχείο $P(i,j)$ είναι η πιθανότητα μετάβασης από την κατάσταση i στην κατάσταση j .

Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μοντελοποίηση καταστάσεων που εξελίσσονται με τυχαίο τρόπο, όπως:

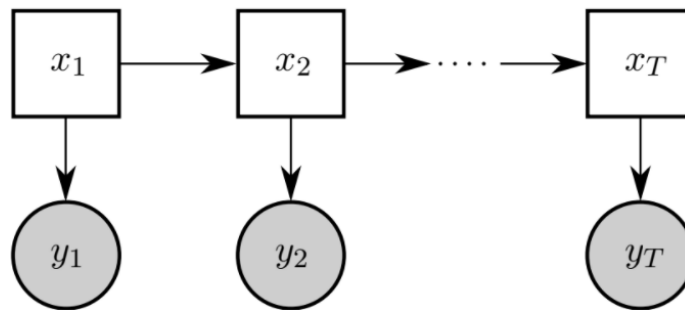
- Μοντελοποίηση συμπεριφορών σε στοχαστικά συστήματα (π.χ. παιχνίδια, διαδικασίες εξυπηρέτησης πελατών).
- Γενετικοί αλγόριθμοι ή μοντέλα πρόβλεψης κειμένου (π.χ. **Markov Chain Monte Carlo - MCMC**).
- Πρόβλεψη της επόμενης κίνησης ενός χρήστη σε συστήματα συστάσεων.

Συνδυαστικά, μπορεί κανείς να εφαρμόσει αλυσίδες Markov σε αλγόριθμους επιμερισμού ενέργειας για να μοντελοποιήσει την εξελικτική πορεία της κατανάλωσης ενέργειας σε ένα σύστημα που εξελίσσεται στοχαστικά (π.χ., ένα δίκτυο όπου οι καταναλώσεις ενέργειας αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου).

4.3.2 Κρυπτομαρκοβιανά Μοντέλα

Τα κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα (Hidden Markov Model - HMM) είναι στατιστικά μοντέλα τα οποία ουσιαστικά είναι μαρκοβιανές διαδικασίες, αλλά **με κρυφές καταστάσεις**. Αυτό σημαίνει ότι η ιδιότητα Markov, $P(x_t|x_{1:t-1}) = P(x_t|x_{t-1})$, ισχύει για τις μεταβάσεις μεταξύ των καταστάσεων, όπου x_t η κατάσταση του συστήματος τη χρονική στιγμή t . [31]

Η ιδιαιτερότητα των κρυπτομαρκοβιανών μοντέλων σε σχέση με τις απλές μαρκοβιανές αλυσίδες είναι πως οι πραγματικές καταστάσεις είναι κρυφές, οπότε δεν μπορούν να μετρηθούν άμεσα. Η μέτρηση μίας κατάστασης x_t σημειώνεται με το y_t . Κάθε κατανομή μέτρησης μπορεί να εφαρμοστεί στα y_t , τις περισσότερες φορές όμως, το y_t είναι κανονική κατανομή με μέση τιμή x_t .



Εικόνα 4.7: Γραφική αναπαράσταση ενός κρυπτομαρκοβιανού μοντέλου, όπου y_t είναι οι κρυφές καταστάσεις και y_t οι μετρήσεις

Η μαθηματική αναπαράσταση ενός κρυπτομαρκοβιανού μοντέλου είναι η εξής [31]:

$$\pi_i = P(x_1 = i) \quad (4.7)$$

$$A_{i,j} = P(x_t = j | x_{t-1} = i) \quad (4.8)$$

$$y_t \sim NQx_t, \sigma_{\mathbb{R}}^2 \mathbf{S} \quad (4.9)$$

όπου:

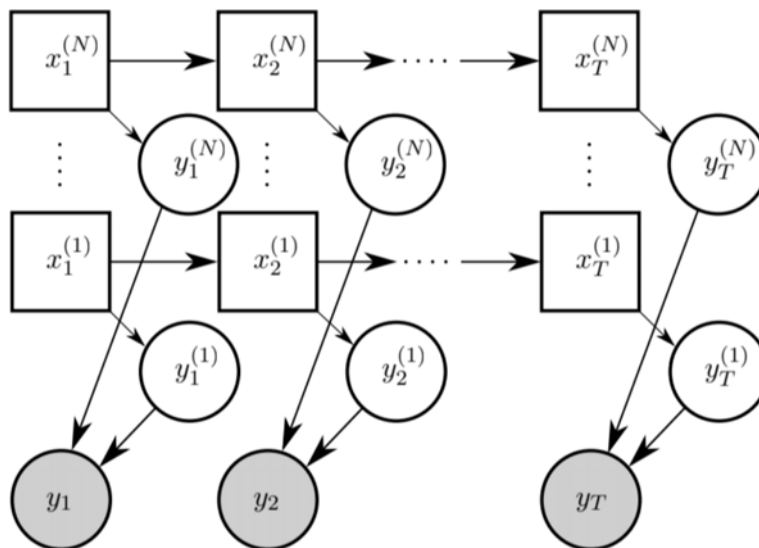
- π_i είναι η πιθανότητα τη στιγμή $t = 1$ και το μοντέλο είναι στην i κατάσταση
- $A_{i,j}$ είναι η είσοδος του πίνακα A που αναπαριστά την πιθανότητα πως αν την στιγμή $t - 1$ το σύστημα θα είναι στην κατάσταση i την στιγμή t θα είναι στην κατάσταση j
- y_t παράγεται από μια κανονική κατανομή με μέση τιμή x_t και τυπική απόκλιση σ_{x_t}

4.3.3 Παραγοντικά Κρυπτομαρκοβιανά Μοντέλα

Τα τυπικά κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα παρουσιάζουν **μία αδυναμία από άποψη χωρητικότητας**. Έτσι, δημιουργήθηκαν τα παραγοντικά κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα (FHMM - Factorial Hidden Markov Model).

Τα FHMM διαθέτουν περισσότερες από μία μεταβλητές για την κωδικοποίηση των καταστάσεων, σε αντίθεση με τα κλασικά HMM που έχουν μόνο μία μεταβλητή για κάθε κατάσταση. Σε ένα HMM υπάρχει η μεταβλητή x , ενώ σε ένα FHMM υπάρχουν N τέτοιες μεταβλητές.

Συνολικά ένα FHMM μπορεί να έχει N^k καταστάσεις, όπου k ο αριθμός των μοντέλων και κάθε παρατήρηση του FHMM μπορεί να προέρχεται από περισσότερα από ένα HMM. Μία αναπαράσταση του FHMM φαίνεται στην εικόνα 3.8 [32][33]

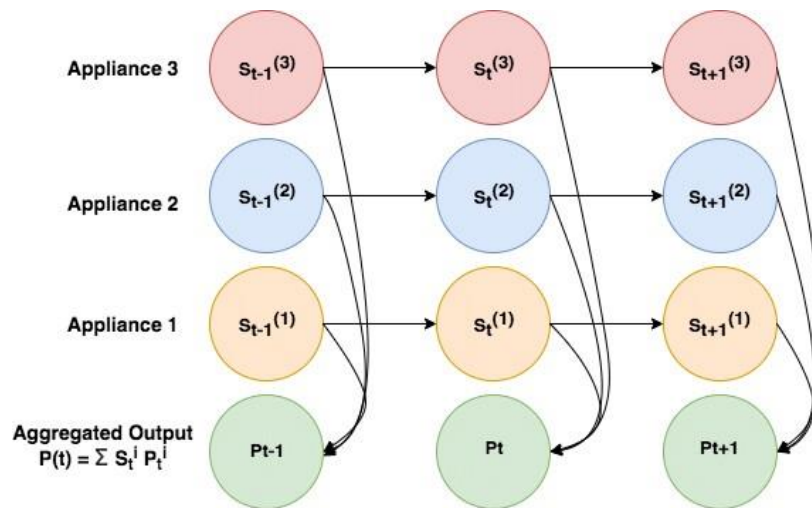


Εικόνα 4.8: Αναπαράσταση ενός FHMM

Πιο συγκεκριμένα, ένα παραγοντικό κρυπτομαρκοβιανό μοντέλο δημιουργείται από επίπεδα όπου κάθε επίπεδο είναι ανεξάρτητο, αλλά η κάθε παρατήρηση y σε μία χρονική στιγμή t (y_t) εξαρτάται από την τρέχουσα κατάσταση σε κάποιο επίπεδο. Επίσης, όλα τα HMM ενός FHMM έχουν τη δική τους έξοδο, αλλά δεν είναι ορατή στις y_t . Για κάθε y_t ισχύει:

$$y_t = \sum_{n=1}^N y_t^{(n)} \quad (4.10)$$

Η μεταβλητή $x^{(i)}$ αναπαριστά την κατάσταση του i -οστού μοντέλου, και σε κάθε χρονική στιγμή t και για κάθε HMM υπάρχει μία αλληλουχία μεταβλητών $x^{(i)}$. Σε ένα πρόβλημα επιμερισμού ενέργειας, το i αντιπροσωπεύει μία συσκευή σε ένα δίκτυο. Παρακάτω φαίνεται ένα μία αναπαράσταση ενός FHMM για τον επιμερισμό ενέργειας.



Εικόνα 4.9: Χρήση FHMM για επιμερισμό ενέργειας [34]

4.4 Συλλογή Δεδομένων

Για τις μεθόδους μη παρεμβατικής παρακολούθησης φορτίου χρειάζονται κατάλληλα δεδομένα, τα οποία είναι **η πηγή για την διαδικασία της μάθησης των αλγορίθμων** και της αξιολόγησης της αποτελεσματικότητάς τους. Τα δεδομένα αυτά συλλέγονται από ειδικούς μετρητές σε πραγματικές συνθήκες σε νοικοκυριά και καταγράφουν στοιχεία όπως η ισχύς της συσκευής και η ένταση του ρεύματος. Εκτός από τους μεμονωμένους μετρητές για τις συσκευές, υπάρχει και ο μετρητής που καταγράφει τη συνολική ενέργεια που καταναλώνει ο χώρος, η οποία θα επιμεριστεί αργότερα με κάποιον αλγόριθμο.

Οι μετρητές αυτοί μπορούν να διαχωριστούν σε δύο βασικές κατηγορίες, τους απλούς μετρητές ενέργειας και τους μετρητές ενέργειας υψηλής συχνότητας. Οι μετρητές που είναι διαθέσιμοι στο εμπόριο καλύπτουν ένα σύνολο από συχνότητες δειγματοληψίας, βέβαια για να συλλεχθούν

δεδομένα για τα ηλεκτρικά σήματα, πρέπει ο ρυθμός δειγματοληψίας του μετρητή να ικανοποιεί το κριτήριο Nyquist – Shannon. Παράλληλα, στις περιπτώσεις που χρειάζεται μεγαλύτερη ακρίβεια και χρειάζεται να ανιχνευθεί τυχόν θόρυβος χρησιμοποιούνται μετρητές υψηλής συχνότητας σε ρυθμούς δειγματοληψίας 10 – 100 MHz.

Ο μετρητής ή οι μετρητές (αισθητήρες) που είναι τοποθετημένοι στον γενικό του σπιτιού μετρούν το συνολικό ρεύμα που περνά από το σπίτι, ενώ αυτοί που είναι τοποθετημένοι σε κάθε συσκευή ξεχωριστά μετρούν και καταγράφουν την κατανάλωση ενέργειας/ ρεύματος της συσκευής. Μπορεί να είναι υψηλής συχνότητας ή χαμηλής συχνότητας. Επιπλέον, τα διαφορετικά σύνολα δεδομένων προέρχονται πολλές φορές από διαφορετικές χώρες. Η διαφορά στην κουλτούρα και στις συνήθειες των ανθρώπων διαφορετικών χωρών έχει αντίκτυπο στα δεδομένα του συνόλου δεδομένων. Για παράδειγμα ένα σύνολο δεδομένων που προέρχεται από τις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής θα έχει πολύ διαφορετικό ενεργειακό αποτύπωμα από ένα σύνολο δεδομένων που προέρχεται από το Ηνωμένο Βασίλειο.

Ένα καλό σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα του επιμερισμού ενέργειας πρέπει να συμπεριλαμβάνει ορισμένα στοιχεία:

- **Να καταγράφει την ενεργή ισχύ για τους γενικούς του σπιτιού.**
- **Η δειγματοληψία να γίνεται το μέγιστο ανα 10 δευτερόλεπτα**
- **Να γίνεται ταυτόχρονη καταγραφή από τους μετρητές των συσκευών ενός σπιτιού. Τα δεδομένα που θα προκύψουν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση κάποιου μοντέλου μηχανικής μάθησης.**
- **Να καταγράφει δεδομένα για μεγαλύτερο δυνατό χρονικό διάστημα.**

Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από χρονοσειρές που σχηματίζονται από τη δειγματοληψία που πραγματοποιούν οι μετρητές. Τα σύνολα αυτά διαφοροποιούνται ανάλογα τους μετρητές και το ρυθμό δειγματοληψίας καθώς και από το πλήθος και το είδος των συσκευών που συμμετέχουν στο χώρο που καλύπτεται. Στόχος της διαφοροποίησης αυτής είναι η καλύτερη σύγκριση της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων επιμερισμού.

Συνήθως, τα σύνολα δεδομένων NILM περιλαμβάνουν:

1. **Χρονικές σειρές κατανάλωσης ενέργειας:**

Μετρήσεις της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας ενός κτιρίου σε διάφορα χρονικά διαστήματα.

2. **Ετικέτες ή σήματα εκκίνησης/διακοπής:**

Σημεία στον χρόνο που υποδεικνύουν πότε μια συσκευή ενεργοποιείται ή

απενεργοποιείται.

3. Πληροφορίες για τις συσκευές:

Τύπος συσκευής, μοντέλο και άλλα χαρακτηριστικά που μπορεί να είναι χρήσιμα για την αναγνώριση προτύπων κατανάλωσης.

4. Συμπληρωματικά δεδομένα:

Πληροφορίες σχετικά με τις περιβαλλοντικές συνθήκες, όπως η θερμοκρασία, που μπορεί να επηρεάζουν την κατανάλωση ενέργειας.

Συνοψίζοντας, ένας βασικός διαχωρισμός των μετρητών γίνεται με βάση τη συχνότητα δειγματοληψίας (βλ. Εικόνα 4.10), η οποία καθορίζει το αριθμό και τη φύση των χαρακτηριστικών που μπορούν να εξαχθούν από το συγκεντρωτικό σήμα κατανάλωσης.

Υπάρχουν δύο βασικές κατηγορίες μετρητών με βάση αυτό το κριτήριο:

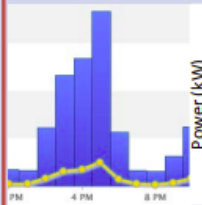

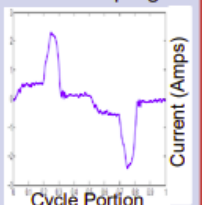
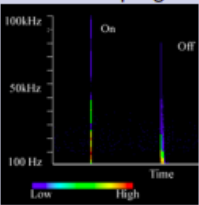
- **Μετρητές υψηλής συχνότητας δειγματοληψίας (high frequency power meters):**

Οι μετρητές αυτής της κατηγορίας συλλέγουν δεδομένα με αρκετά υψηλό ρυθμό (10-100 kHz). Η υψηλή συχνότητα επιτρέπει την εξαγωγή ορισμένων χαρακτηριστικών της κατανάλωσης που είναι δυνατή μόνο σε αυτούς τους ρυθμούς δειγματοληψίας όπως είναι αρμονικές υψηλών τάξεων, μεταβατικά χαρακτηριστικά και χαρακτηριστικά ηλεκτρομαγνητικών παρεμβολών (EMI). Σε ορισμένες περιπτώσεις αυτοί οι πολύ υψηλοί ρυθμοί δειγματοληψίας μπορούν να επιτευχθούν μόνο με ειδικό υλικό, το οποίο είναι οικονομικά ασύμφορο, ενώ σε αρκετές περιπτώσεις κατασκευάζεται από τους ίδιους τους ερευνητές.

- **Μετρητές χαμηλής συχνότητας δειγματοληψίας (low frequency power meters):**

Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν μετρητές που έχουν ικανότητα δειγματοληψίας αρκετά μικρή (<1Hz). Αν και οι μετρήσεις υψηλής συχνότητας μπορούν να παρέχουν πιο ακριβείς και λεπτομερείς υπογραφές συσκευών, δεν αποτελούν ακόμη πρακτική λύση, λόγω του υψηλού κόστους προμήθειας κατάλληλου εξοπλισμού. Οι έξυπνοι μετρητές που είναι εγκατεστημένοι σήμερα ή πρόκειται να εγκατασταθούν, παρέχουν δεδομένα ισχύος σε διαστήματα χαμηλής συχνότητας, όπως κάθε 1s. Ως εκ τούτου, οι λύσεις για το πρόβλημα της αποσύνθεσης φορτίου που βασίζονται σε μοτίβα συσκευών χαμηλών συχνοτήτων, είναι πιο πρακτικές και πιο προσιτές οικονομικά. Τα κύρια χαρακτηριστικά που μπορούν να καταγραφούν από μετρήσεις χαμηλής συχνότητας, είναι γενικά μακροσκοπικά, όπως η ενεργός και η άεργος ισχύς.

Όπως βλέπουμε και στην εικόνα 4.10, χαμηλότερες συχνότητες δειγματοληψίας χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό βασικών συσκευών, ενώ υψηλότερες συχνότητες για τον διαχωρισμό περισσότερων συσκευών.

Data Sampling Frequency	1 hr – 15 min	1 min – 1 sec	10Hz – 2KHz	10KHz – 15KHz	> 1MHz
Data Appearance	1 hr PG&E 	<1 min Sampling 	Similar to adjacent graphs	KHz Sampling 	MHz Sampling 
Data Type Used by Algorithms	Visually observable patterns; duration and time of use if consistent	Steady state steps/transitions	Low order harmonics	Medium order harmonics to identify type of electrical circuitry in appliance	Very high order harmonics to identify both transients & the background noise by appliances
Appliances Identified	General categories of base load & variable load, and low accuracy of some large peak loads like AC	Top <10 appliance types - Refrigerator, ACs, Heaters, Pool Pump, Washers, Dryers etc.	Not Known, Few studies, perhaps because hardware cost same at 10KHz	20-40 appliance types – toasters, computers, etc. along with larger loads identified by 1min-1sec algorithms	40-100 specific appliances – e.g., differentiates 2 lights; requires separate power consumption data stream

Εικόνα 4.10

Γενικά, το σύστημα NILM διαθέτει μια κεντρική μετρητική μονάδα η οποία ενσωματώνει αισθητήρες τάσης και ρεύματος μίας ή τριών φάσεων και συνδέεται στην γραμμή κύριας τροφοδοσίας στο κτίριο, ενώ οι συσκευές μπορούν να είναι συνδεδεμένες σε οποιαδήποτε από τις φάσεις της γραμμής τροφοδοσίας. Ο μετρητής ενέργειας μετρά τη συνολική ενέργεια από τα φορτία. Στα πρόσφατα προϊόντα NILM, η αποκτηθείσα συγκεντρωτική ενέργεια αποστέλλεται σε διακομιστή cloud μέσω διαδικτύου με διάφορους τρόπους ασύρματων πρωτοκόλλων επικοινωνίας. Η διαχείριση και ανάλυση των δεδομένων κατανάλωσης πραγματοποιείται στον διακομιστή cloud και τελικά πληροφορίες όπως η κατάσταση λειτουργίας της συσκευής και τα στοιχεία κατανάλωσης ενέργειας, αναφέρονται στον καταναλωτή μέσω εφαρμογών κινητής τηλεφωνίας.

4.5 Γνωστά σύνολα δεδομένων ενεργειακής κατανάλωσης

Τα τελευταία χρόνια, η αυξανόμενη τάση στην εγκατάσταση έξυπνων μετρητών και η μείωση στο κόστος του εξοπλισμού έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη αρκετών συνόλων δεδομένων από μετρήσεις στον οικιακό τομέα. Αυτά τα σετ δεδομένων χρησιμοποιούνται ευρέως από την επιστημονική κοινότητα, για την ανάπτυξη αλγορίθμων NILM και τη συγκριτική αξιολόγηση των επιδόσεών τους.

Ένα σύνολο δεδομένων ενεργειακής ανάλυσης είναι μια συλλογή μετρήσεων ηλεκτρικής ενέργειας, οι οποίες λαμβάνονται σε πραγματικές συνθήκες, χωρίς να διαταράσσεται η καθημερινή ρουτίνα στον παρακολουθούμενο χώρο, δηλαδή προσπαθώντας να διατηρηθούν τα δεδομένα όσο το δυνατόν πιο κοντά στην πραγματικότητα. Περιέχει μετρήσεις τόσο της συνολικής κατανάλωσης όσο και αυτές των επιμέρους συσκευών ξεχωριστά, ώστε να είναι δυνατή η αξιολόγηση των αλγορίθμων NILM.

Κάθε σύνολο δεδομένων έχει τις δικές του προδιαγραφές, λόγω των διαφορών στις συσκευές που παρακολουθούνται σε συγκεκριμένο περιβάλλον, για διαφορετική χρονική διάρκεια. Ο ρυθμός δειγματοληψίας των διαθέσιμων συνόλων δεδομένων NILM κυμαίνεται από 1 Hz έως 100 kHz, ενώ οι μετρούμενες παράμετροι ποικίλουν, ανάλογα με το σκοπό δημιουργίας του κάθε συνόλου δεδομένων. Οι ηλεκτρικές παράμετροι που συναντώνται πιο συχνά είναι η ενεργός και άεργος ισχύς όπως και τιμές τάσης και ρεύματος.

Παρακάτω θα γίνει μία περιγραφή των χαρακτηριστικών μερικών από τα πιο δημοφιλή σύνολα δεδομένων για NILM. Στις επόμενες σελίδες ακολουθούν τρεις εικόνες (4.11, 4.12 και 4.13) με τα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων σήμερα, όπως αυτά φαίνονται στο NILM Wiki [35].

Dataset	Sampling rate	Duration	# Houses / device instances	Subject	Classes	Ground truth	Country	Availability
Dataport	1 Hz to 1 minute	4+ years (actively growing)	1200+	Residential, Commercial, and Light Industrial	~70	Submeter channels	US	Free for academic use (majority) / fee for commercial
REDD	16500 Hz / 1 Hz	Several months	2 / 5	Residential	~20	Submeter channels	US	Request access
BLUED	12000 Hz	1 week	1	Residential	~30	Labelled events	US	Request access
UK-DALE	16000 Hz / 1 Hz	Up to 2 years	6 (of which 3 are at 16 kHz)	Residential	~40	Submeter channels	UK	Public FTP
PLAID	30000 Hz	5 seconds	55	Individual appliances	12	Individual appliances	US	Public
WHITED	44000 Hz	5 seconds	9	Individual appliances	46	Individual appliances	Multiple	Public
Tracebase	1 Hz	1 day	158	Individual appliances	43	Individual appliances	Germany	Request access
DRED	1 Hz / 1 min	6 months	1	Residential		Submeter channels	The Netherlands	Public
AMPds	1 minute	2 years	1	Residential	19	Submeter channels	Canada	Public
RAE	1 Hz	72 days	1	Residential	24	Submeter channels	Canada	Public
iAWE	1 Hz	73 days	1	Residential	33	Submeter channels	India	
HES	2 minutes	1 year / 1 month	251	Residential	~20	Submeter channels	UK	Request access

Εικόνα 4.11: Διαθέσιμα σύνολα δεδομένων. Πηγή NILM Wiki [35]

REFIT	8 seconds	2 years	20	Residential	9	Submeter	UK	Public
ECO	1 second	8 months	6 / 45	Residential		Submeter (1 second)	Switzerland	Public
COMBED	30 seconds	1 month		academic building energy			India	
GREEND							Italy and Austria	
ACS-FI	10 seconds	2 sessions of 1 hour each	0 / 10	Home and office appliances	10	Plug-meters	Switzerland	
IHEPCDS	1 minute	4 years	1 / 3		3		France	
OCTES	7 secs	4-13 months	33 / 1	Aggregate energy consumption only	1		Finland, Iceland, Scotland	
SMART*	1 Hz	3 months	3 / 25		25		USA	
EPRI Load Shape Library	Hourly and Daily available now. 15 minute coming late-2016.						USA	
Encoréd TV dataset		1 month	20 / 20		1: Just TVs		Japan	To be released by early 2017?

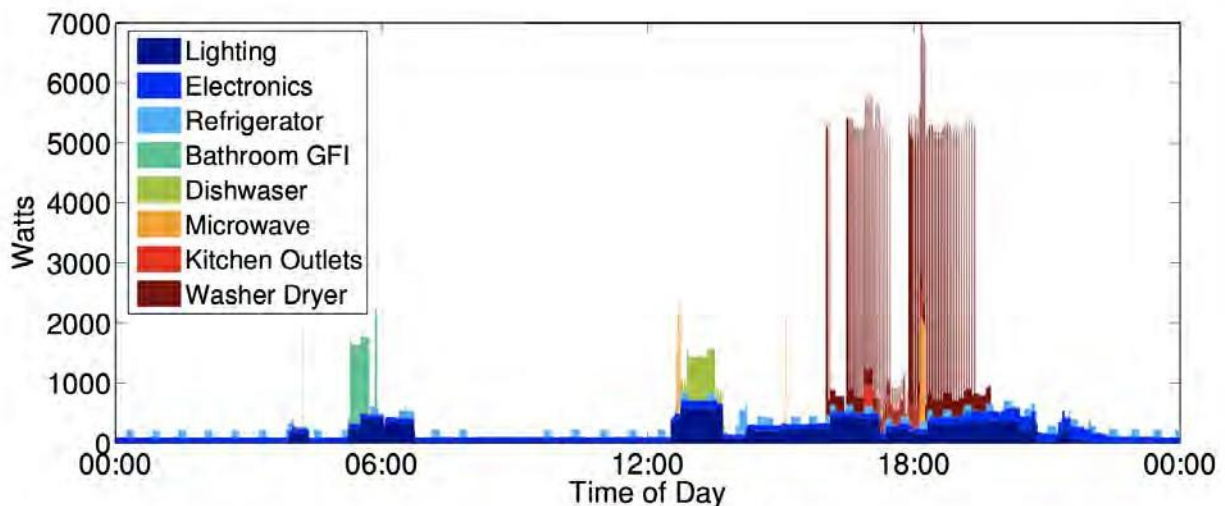
Εικόνα 4.12: Διαθέσιμα σύνολα δεδομένων. Πηγή NILM Wiki [35]

Energy Smart Home Lab Dataset	1 Hz or 0.5 Hz		1 house	Living lab				To be released in 2017?
RBSA	15 minute	27 months	101			Submetered	Pacific Northwest, USA	
Johnson and Beausoleil-Morrison 2016	1 minute	1 year	23		whole-house, non-HVAC, air conditioner, and furnace fan electrical draws, as well as the draw patterns of some major appliances	Submetered	Ottawa, Canada	
COOLL	100 kHz	6 seconds	1	Individual appliances	12	Individual appliances	France	Public
LIT-Dataset	15 kHz	30s to hours	26	Residential	~14	Individual appliances + labelled events	Brazil	Public

Εικόνα 4.13: Διαθέσιμα σύνολα δεδομένων. Πηγή NILM Wiki [35]

4.5.1 REDD

Το REDD (Reference Energy Disaggregation Data Set - Σύνολο Δεδομένων Αναφοράς Ενεργειακής Κατανομής) είναι ένα δωρεάν διαθέσιμο σύνολο από δεδομένα ενεργειακής κατανάλωσης σπιτιών στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής και είναι από τα πρώτα και πιο γνωστά σύνολα δεδομένων στο χώρο του NILM. Όπως υποδεικνύει και το όνομα του συνόλου δεδομένων, έχει κατασκευαστεί συγκεκριμένα για το πρόβλημα του επιμερισμού ενέργειας. Περιλαμβάνει ηλεκτρικά σήματα της γενικής κατανάλωσης ρεύματος του κάθε σπιτιού όπως και τα ηλεκτρικά σήματα της κατανάλωσης κάθε πρίζας / συσκευής του. Δημοσιεύτηκε από τους J. Zico Kolter Matthew και J. Johnson το 2011 [36]. Τα δεδομένα αφορούν 6 οικίες στις Η.Π.Α., και συλλέγονταν κάθε 3 δευτερόλεπτα σε ένα εύρος 10 - 20 συσκευές. Για κάθε σπίτι υπάρχει το ηλεκτρικό σήμα σε συχνότητα 15kHz, 2 - 24 κυκλώματα, και κάθε ένα από αυτά συνοδεύεται από μία περιγραφή της κατηγορίας της συσκευής ή πολλών συσκευών που ομαδοποιούνται. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα παράδειγμα κατανάλωσης ενέργειας στο σύνολο δεδομένων REDD.



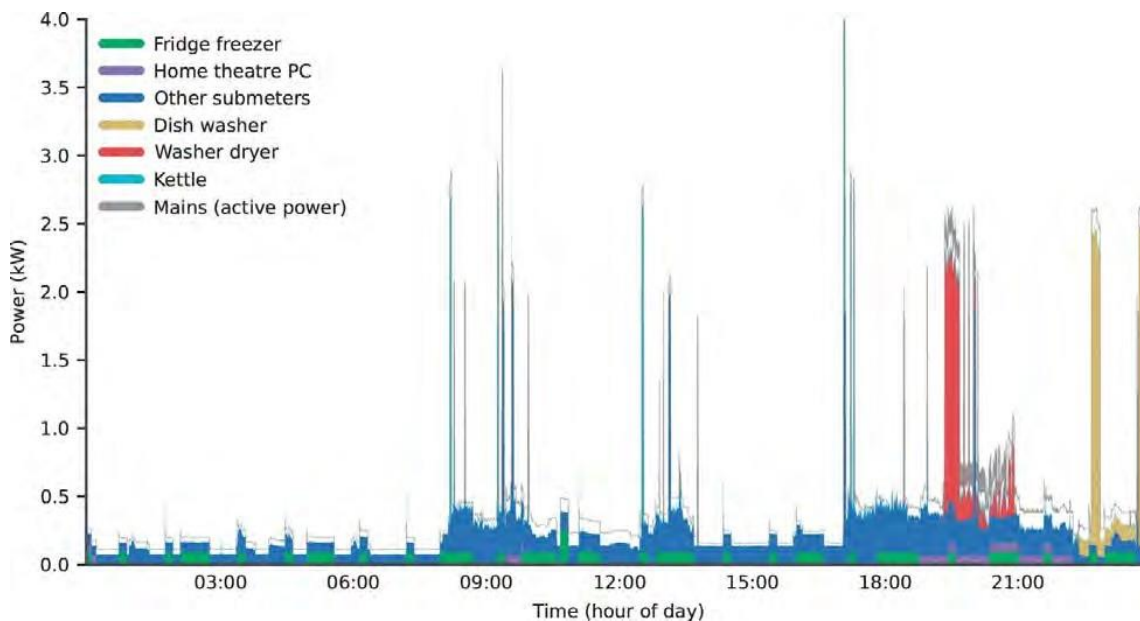
Εικόνα 4.14: Παράδειγμα κατανάλωσης ενέργειας σε μία από τις οικίες του συνόλου δεδομένων REDD σε μία μέρα

4.5.2 UK-DALE

Πρόκειται για το πρώτο ολοκληρωμένο και ανοιχτό σύνολο δεδομένων από σπίτια στο Ηνωμένο Βασίλειο, το οποίο δημιουργήθηκε από τους Jack Kelly και William Knottenbelt στο πλαίσιο της έρευνάς τους για το πρόβλημα του NILM (Μη Επεμβατική Παρακολούθηση Φορτίου). Παρόμοιο με το REDD, το σύνολο δεδομένων UK-DALE περιλαμβάνει συνολικά πέντε σπίτια και, μέχρι την ημερομηνία έκδοσης της σχετικής ερευνητικής αναφοράς, καταγράφει δεδομένα για 1.401 ημέρες. Η κατανάλωση ενέργειας καταγράφηκε κάθε 6 δευτερόλεπτα τόσο για τις επιμέρους συσκευές όσο και για τους γενικούς μετρητές σε όλα τα σπίτια. Σε τρία από τα σπίτια, επιπλέον καταγράφηκε η τάση στα 44,1 kHz, η οποία υποδειγματοληπήθηκε στα 16 kHz για σκοπούς αποθήκευσης δεδομένων. Επιπλέον, υπολογίστηκαν η ενεργή ισχύς, η φαινόμενη ισχύς και η ενεργή τάση εξόδου (RMS) σε συχνότητα 1 Hz. Η χρονική περίοδος αυτή είναι μία από τις μεγαλύτερες που είναι γνωστές σε αντίστοιχα σύνολα δεδομένων για το συγκεκριμένο ρυθμό δειγματοληψίας [37].

Για τα δεδομένα 6 δευτερολέπτων υπάρχουν δύο τύποι μετρήσεων:

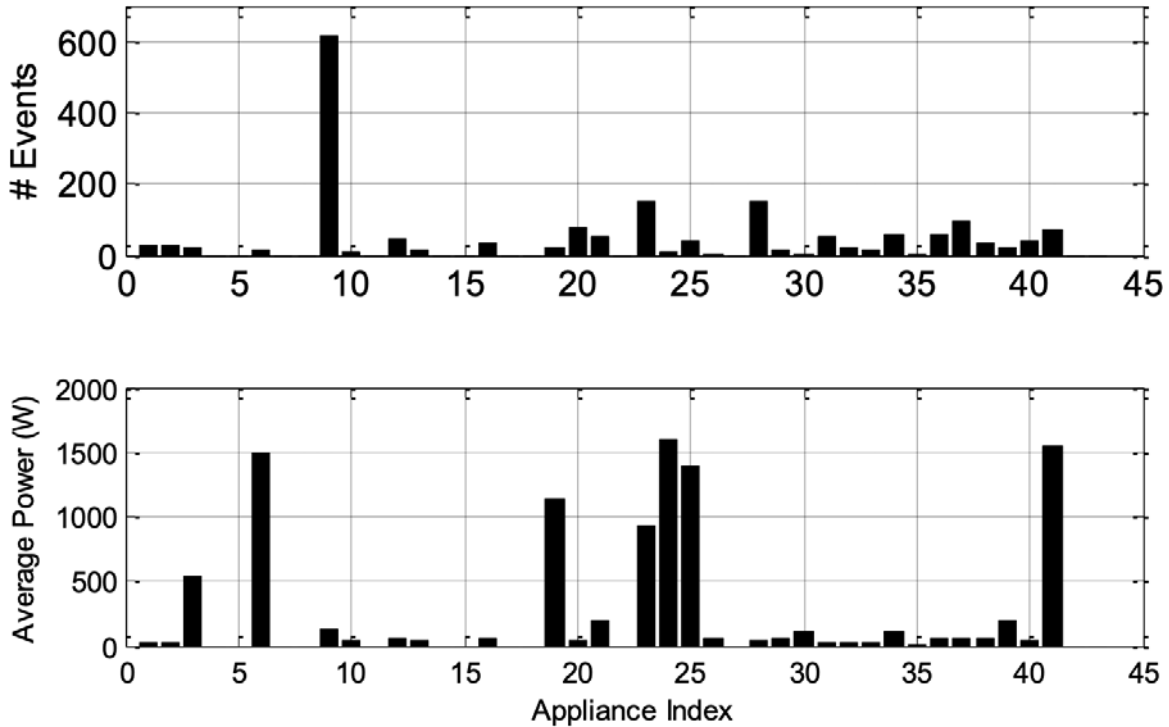
- Ξεχωριστοί μετρητές που καταγράφουν την ενεργή ισχύ σε Watt.
- Μετατροπείς ρεύματος που καταγράφουν την φαινόμενη ισχύ σε Volt - Amperes.



Εικόνα 4.15: Παράδειγμα κατανάλωσης ενέργειας στην οικία 1 του συνόλου δεδομένων UK - DALE στις 07/12/2014 για 24 ώρες.

4.5.3 BLUED

Το BLUED (Building-Level fully-labeled dataset for Electricity Disaggregation) είναι ένα σύνολο δεδομένων τα οποία συλλέχθηκαν σε μία κατοικία στις Η.Π.Α. κατά τη διάρκεια μίας εβδομάδας. Η δειγματοληψία έγινε με συχνότητα 12kHz και περιέχει ετικέτες για συγκεκριμένες συσκευές της οικίας. [38]



Εικόνα 4.16: Αριθμός από συμβάντα για κάθε συσκευή και μέσος όρος κατανάλωσης ενέργειας για κάθε συσκευή πάνω και κάτω αντίστοιχα.

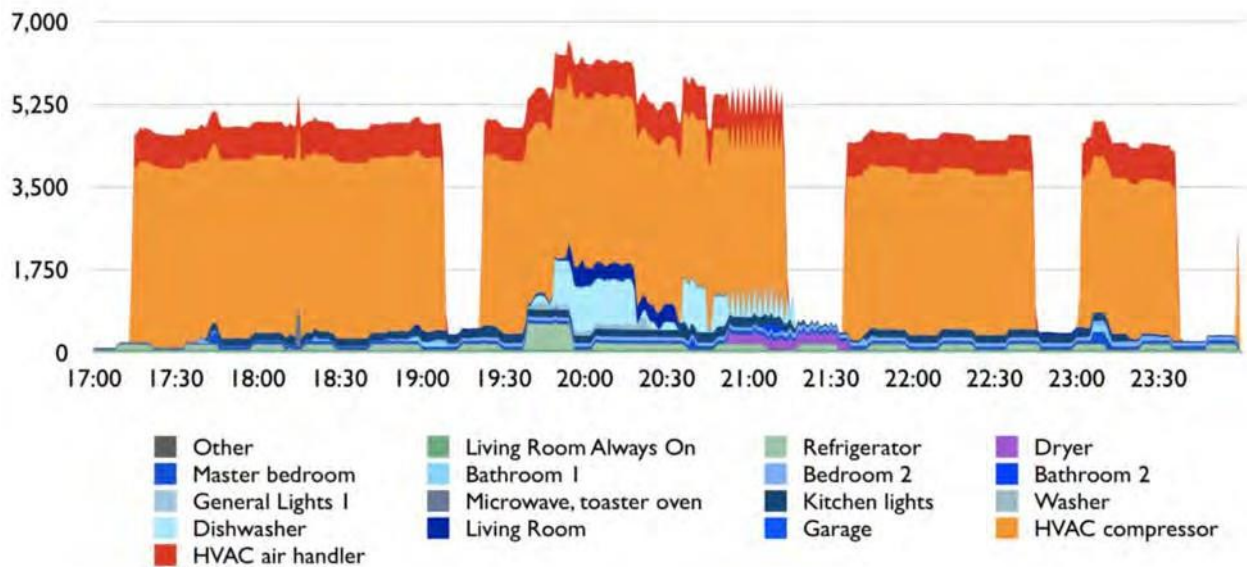
4.5.4 ECO

Το ECO αποτελεί ένα σύνολο δεδομένων που αναπτύχθηκε από ερευνητές του ΕΤΗ στη Ζυρίχη και αφορά την κατανάλωση ενέργειας σε έξι οικίες για οκτώ μήνες. Η δειγματοληψία έγινε με ρυθμό 1 Hz. Ένα βασικό χαρακτηριστικό του συγκεκριμένου συνόλου είναι ότι περιέχει αρκετά λεπτομερείς μετρήσεις καθώς και πληροφορία για το ποιες ώρες υπήρχαν ένοικοι στις οικίες [39]. Παρακάτω ακολουθεί το σύνολο των συσκευών στο σύνολο δεδομένων ECO:

- Household 1: (1) Fridge, (2) dryer, (3) coffee machine, (4) kettle, (5) washing machine, (6) PC, (7) freezer.
- Household 2: (1) Tablet, (2) dishwasher, (3) stove, (4) fridge, (5) TV, (6) stereo, (7) freezer, (8) kettle, (9) lamp, (10) laptops.
- Household 3: (1) Tablet, (2) freezer, (3) coffee machine, (4) PC, (5) fridge, (6) kettle, (7) entertainment.
- Household 4: (1) Fridge, (2) kitchen appliances, (3) lamp, (4) stereo & laptop, (5) freezer, (6) tablet, (7) entertainment, (8) microwave.
- Household 5: (1) Tablet, (2) coffee machine, (3) kettle, (4) microwave, (5) fridge, (6) entertainment, (7) PC, router & printer, (8) fountain.
- Household 6: (1) Lamp, (2) laptop & printer, (3) routers, (4) coffee machine, (5) entertainment, (6) fridge, (7) kettle.

4.5.5 Pecan Street

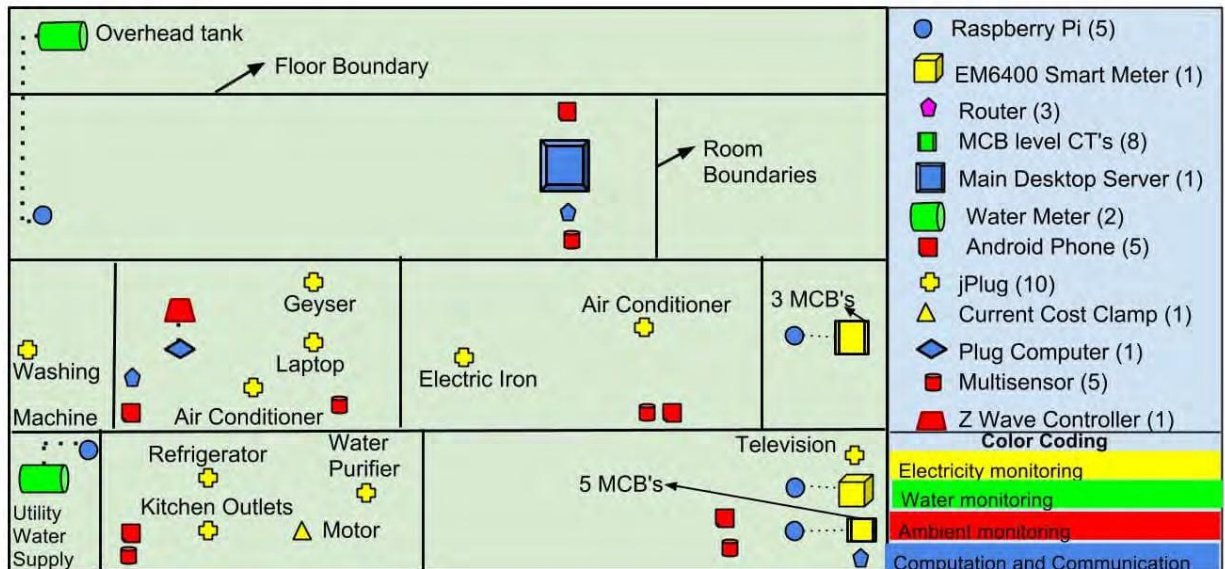
Ένα από τα πιο πρόσφατα σύνολα δεδομένων είναι αυτό της εταιρίας Pecan Street. Η εταιρία κυκλοφόρησε ένα σύνολο δεδομένων το 2018 και περιέχει πληροφορία για ένα χρόνο. Ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι στο ένα λεπτό, ενώ σε επίπεδο κατοικίας στα 15 λεπτά. Τέλος, ο συνολικός αριθμός των οικιών που συμμετέχουν στο συγκεκριμένο σύνολο κυμαίνεται από 10 έως 100. Καλύπτει συσκευές όπως φούρνος, ψυγείο, φωτοβολταϊκή γεννήτρια (όπου υπάρχει), και άλλες συσκευές όπως φωτισμός. [40]



Εικόνα 4.17: Παράδειγμα κατανάλωσης ενέργειας στο σύνολο δεδομένων Pecan Street.

4.5.6 iAWE

Το σύνολο δεδομένων iAWE (Indian Dataset for Ambient Water and Energy) περιέχει πληροφορία σχετικά με την κατανάλωση νερού και ηλεκτρικής ενέργειας ενός σπιτιού για συνολικά 73 μέρες. Ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι στο ένα λεπτό και η οικία βρίσκεται στο Νέο Δελχί στην Ινδία. [41]



Εικόνα 4.18: Οι συσκευές και οι μετρητές που χρησιμοποιήθηκαν στο σύνολο δεδομένων iAWE

Η επιλογή του συνόλου δεδομένων από τη βιβλιοθήκη NILM εξαρτάται από τις συγκεκριμένες ανάγκες και απαιτήσεις της έρευνάς σας. Ωστόσο, ορισμένα σύνολα δεδομένων ξεχωρίζουν λόγω της ποιότητας, της ποσότητας και της ποικιλίας των δεδομένων που παρέχουν.

Οι υψηλές συχνότητες προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια αλλά παράγουν και μεγαλύτερο όγκο δεδομένων, που μπορεί να απαιτεί περισσότερους πόρους για την αποθήκευση και την επεξεργασία τους.

4.6 Αλγόριθμοι Επιμερισμού

Οι αλγόριθμοι επιμερισμού είναι σχεδιασμένοι για τον διαχωρισμό της κατανάλωσης ενέργειας σε ένα κτίριο σε διάφορες πηγές φορτίου, χωρίς τη χρήση πρόσθετου εξοπλισμού μέτρησης σε κάθε φορτίο. Αυτοί οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούν συνήθως δεδομένα μέτρησης από τον κύριο μετρητή ενέργειας και αναλύουν το συνολικό φορτίο για να αναγνωρίσουν τη λειτουργία και την κατανάλωση ενέργειας κάθε συσκευής. Ο στόχος είναι να προσφέρουν πληροφορίες σχετικά με τη χρήση ενέργειας χωρίς την ανάγκη εγκατάστασης αισθητήρων σε κάθε συσκευή. Αυτή η τεχνολογία μπορεί να βοηθήσει στη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας και στη βελτίωση της αποδοτικότητας ενέργειας σε κτήρια και συστήματα.

4.6.1 Αλγόριθμος Hart

Ο αλγόριθμος του Hart αποτελεί τη βάση πολλών τεχνικών επιμερισμού ενέργειας. Είναι μια πρωτοποριακή προσέγγιση στη μη παρεμβατική ανάλυση φορτίου (NILM) που αποσκοπεί στην αποσύνθεση της συνολικής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας ενός νοικοκυριού σε επιμέρους συσκευές χωρίς την ανάγκη για επιπλέον μετρητές σε κάθε συσκευή. Ο George W. Hart εισήγαγε αυτήν την τεχνική το 1992, και η βασική ιδέα πίσω από τον αλγόριθμο είναι να εντοπίζει αλλαγές στη συνολική κατανάλωση ενέργειας που αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα γεγονότα ενεργοποίησης και απενεργοποίησης συσκευών. Για να μπορέσει να παρακολουθήσει την αλλαγή των φορτίων των συσκευών σε ένα δίκτυο, ο Hart δημιούργησε μία μηχανή πεπερασμένων καταστάσεων με στόχο την αναπαράσταση των διακριτών αλλαγών των καταστάσεων σε μία συσκευή που καταναλώνει ενέργεια [12]. Ο αλγόριθμος του Hart εκτελεί τις παρακάτω εργασίες [42]:

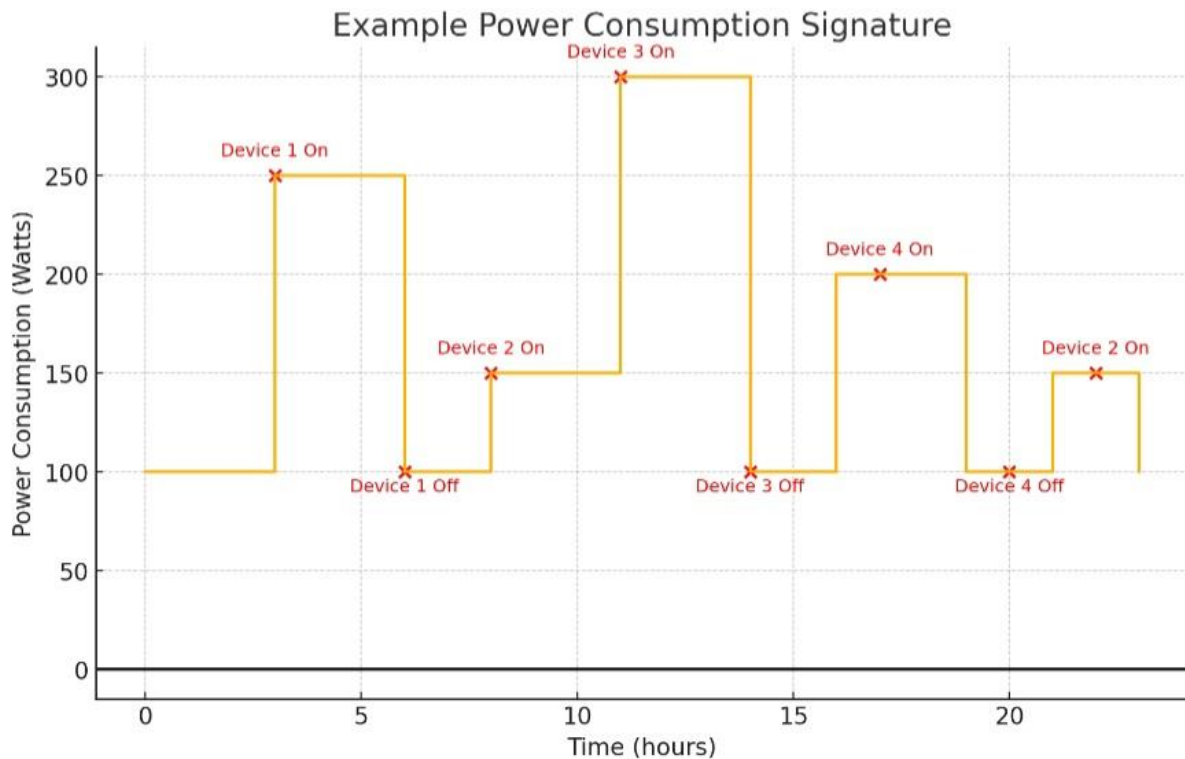
- Μέτρηση ισχύος και τάσης: Μέτρηση συνολικής ισχύος και RMS τάσης (Root Mean Square - μέσης τετραγωνικής τιμής) σε συχνότητα δειγματοληψίας 1Hz.
- Υπολογισμός κανονικοποιημένης ισχύος: Ανάλογα την τάση της γραμμής ρεύματος γίνεται κανονικοποίηση στα μεμονομένα εκτιμώμενα σήματα ισχύος.
- Ανίχνευση άκρων: Εφαρμογή αλγορίθμου αναγνώρισης άκρων των κανονικοποιημένων σημάτων, εξάγοντας τα βήματα της κατανάλωσης ισχύος με βάση τις χρονικές στιγμές.
- Ανάλυση κατηγοριών: Η έξοδος του αλγορίθμου ανίχνευσης ακμών χρησιμοποιείται για τη δημιουργία σημείων στο χώρο P-Q (πραγματικής ισχύος – Real Power και άεργης ισχύος – Reactive Power). Τα σημεία που βρίσκονται κοντά βρίσκονται στην ίδια κατηγορία.

- Δημιουργία μοντέλων συσκευών: Με βάση τις κατηγορίες που δημιουργούνται, τα FSM φτιάχνουν μοντέλα, όπου η πιο απλή μηχανή κατάστασης είναι μία συσκευή on / off που αποτελείται από δύο συμμετρικά συμβάντα στο χώρο P - Q.
- Παρακολούθηση συμπεριφοράς: Τα μοντέλα έχουν εκτιμηθεί και ο αλγόριθμος αναγνωρίζει κάθε φορά που υπάρχει μία αλλαγή κατάστασης σε ένα μοντέλο συσκευής.
- Στατιστικά στοιχεία: Παράγονται στατιστικά και χαρακτηριστικά των μοντέλων τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για πρόβλεψη μελλοντικής συμπεριφοράς των μηχανών που παρακολουθούνται.
- Ονομασία συσκευής: Στο τελευταίο βήμα, ο αλγόριθμος επιχειρεί να αντιστοιχίσει κάθε FSM σε μία πραγματική συσκευή του συστήματος. Για αυτό, ο Hart προτείνει τη χρήση της τεχνικής Bayesian, μέγιστη πιθανότητα πολλαπλών υποθέσεων ή άλλες μεθόδους από τη θεωρία ανίχνευσης.

Ο αλγόριθμος του Hart φαίνεται στα παρακάτω βήματα [43]:

1. Αναγνώριση ακμών - αλλαγών κατάστασης (edge detector)
2. Αντιστοίχιση αυτών των αλλαγών κατάστασης στο δισδιάστατο χώρο P – Q (signature space)
3. Συσταδοποίηση συσκευών (clustering)
4. Αντιστοίχιση clusters που δεν έχουν κατηγοριοποιηθεί με άλλα υπάρχοντα ή δημιουργία νέων βάσει ενός maximum likelihood αλγόριθμου όπως ο k-means (anomaly resolution)
5. Αντιστοίχιση συσκευών με ετικέτες από μία λίστα συσκευών που έχει δημιουργηθεί με βάση την κατανάλωση ενέργειας (labelling)

4.6.1.1 Παράδειγμα κατανάλωσης ισχύος



Εικόνα 4.19

Η παραπάνω εικόνα δείχνει ένα παράδειγμα κατανάλωσης ισχύος σε ένα νοικοκυριό κατά τη διάρκεια μιας ημέρας, όπου φαίνονται οι αλλαγές στην κατανάλωση ισχύος που αντιστοιχούν στην ενεργοποίηση και απενεργοποίηση διαφορετικών συσκευών. Αυτό βοηθά στην κατανόηση του πώς λειτουργεί ο αλγόριθμος του Hart.

- **Άξονας Χ (Οριζόντιος):** Δείχνει τον χρόνο σε ώρες.
- **Άξονας Υ (Κατακόρυφος):** Δείχνει την κατανάλωση ισχύος σε Watt.
- **Σταθερές Περίοδοι Κατανάλωσης:** Για αρκετές ώρες η κατανάλωση ισχύος παραμένει σταθερή. Αυτό υποδεικνύει ότι οι συσκευές είτε δεν λειτουργούν είτε λειτουργούν με σταθερή ισχύ.
- **Απότομες Αλλαγές (Step Changes):** Οι στιγμές όπου η κατανάλωση ισχύος αλλάζει απότομα (σημειώνονται με κόκκινες κουκκίδες) αντιπροσωπεύουν ενεργοποιήσεις ή απενεργοποιήσεις συσκευών.

Εντοπισμός και Αναγνώριση Συσκευών

Ο αλγόριθμος του Hart χρησιμοποιεί αυτές τις απότομες αλλαγές για να αναγνωρίσει ποιες

συσσκευές είναι ενεργές:

- **3η Ώρα:** Ενεργοποιείται μια συσκευή που αυξάνει την κατανάλωση κατά 150 Watts.
- **6η Ώρα:** Η ίδια συσκευή απενεργοποιείται, μειώνοντας την κατανάλωση κατά 150 Watts.
- **8η Ώρα:** Μια άλλη συσκευή ενεργοποιείται, αυξάνοντας την κατανάλωση κατά 50 Watts.
- **11η Ώρα:** Μια τρίτη συσκευή ενεργοποιείται, αυξάνοντας την κατανάλωση κατά 150 Watts.
- **14η Ώρα:** Η τρίτη συσκευή απενεργοποιείται, μειώνοντας την κατανάλωση κατά 150 Watts.
- **17η Ώρα:** Μια τέταρτη συσκευή ενεργοποιείται, αυξάνοντας την κατανάλωση κατά 100 Watts.
- **20η Ώρα:** Η τέταρτη συσκευή απενεργοποιείται, μειώνοντας την κατανάλωση κατά 100 Watts.
- **22η Ώρα:** Η δεύτερη συσκευή ενεργοποιείται ξανά, αυξάνοντας την κατανάλωση κατά 50 Watts.

Η κατανόηση και η ανάλυση αυτών των μεταβατικών γεγονότων επιτρέπει στον αλγόριθμο του Hart να αναγνωρίσει τις συσκευές που χρησιμοποιούνται και να καταμερίσει τη συνολική κατανάλωση ενέργειας σε επιμέρους συσκευές, χωρίς την ανάγκη επιπρόσθετων μετρητών σε κάθε συσκευή.

4.6.1.2 Βασικές Αρχές του Αλγορίθμου του Hart

1. Εντοπισμός Αλλαγών Ισχύος:

- Ο αλγόριθμος παρακολουθεί τη συνολική κατανάλωση ισχύος και εντοπίζει "βήματα" ή απότομα άλματα και πτώσεις στην κατανάλωση. Αυτές οι αλλαγές αντιστοιχούν σε συσκευές που ενεργοποιούνται ή απενεργοποιούνται.
- Η διαδικασία αυτή ονομάζεται ανίχνευση μεταβατικών γεγονότων.

2. Ανάλυση Υπογραφών:

- Κάθε συσκευή έχει μια χαρακτηριστική υπογραφή κατανάλωσης ισχύος (εικόνα), δηλαδή ένα μοτίβο αλλαγών στην ισχύ κατά την ενεργοποίηση και απενεργοποίηση.
- Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί αυτές τις υπογραφές για να αναγνωρίσει ποια συσκευή προκάλεσε την αλλαγή στην κατανάλωση ισχύος.

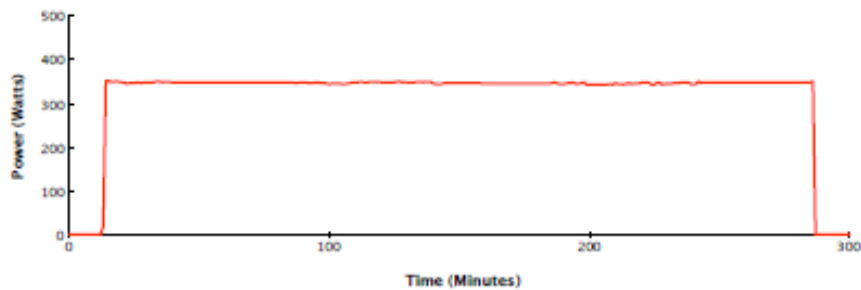
3. Κατασκευή Μοντέλων Συσκευών:

- Ο αλγόριθμος κατασκευάζει μοντέλα για κάθε συσκευή που περιγράφουν τη χαρακτηριστική κατανάλωση ισχύος της.

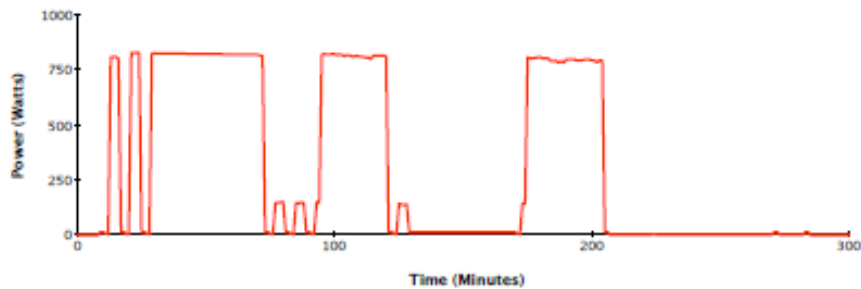
- Αυτά τα μοντέλα βασίζονται στις παρατηρούμενες υπογραφές και τις συχνότητες εμφάνισής τους.

4. Συσχετισμός και Αναγνώριση Συσκευών:

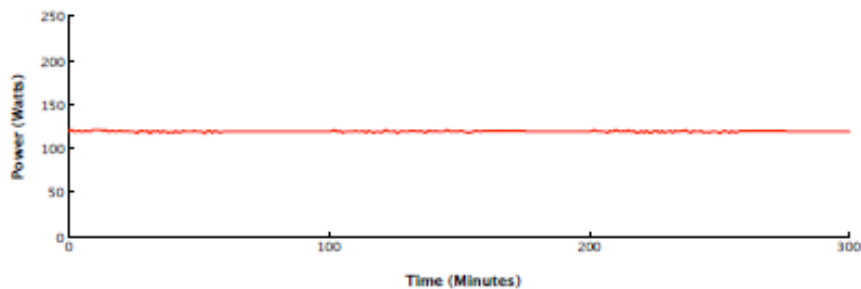
- Όταν ο αλγόριθμος εντοπίζει μια αλλαγή στην ισχύ, την συγκρίνει με τις γνωστές υπογραφές συσκευών.
- Αν βρεθεί ταύτιση, η αλλαγή αποδίδεται στη συγκεκριμένη συσκευή.



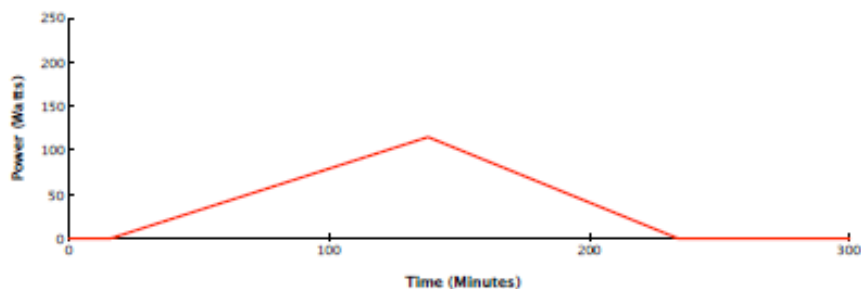
(a) Simple On/Off



(b) Finite State



(c) Constantly On



(d) Continuously Variable

Εικόνα 4.20: Υπογραφές κατανάλωσης ισχύος [44]

Η υπογραφή κατανάλωσης ισχύος (power consumption signature) είναι ένα σύνολο χαρακτηριστικών που περιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο μια συγκεκριμένη ηλεκτρική συσκευή καταναλώνει ενέργεια. Αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση και την ταυτοποίηση της συσκευής από τα συνολικά δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας σε ένα νοικοκυριό.

Τα στοιχεία υπογραφής κατανάλωσης ισχύος είναι τα εξής:

1. Αλλαγές Ισχύος (Power Changes):

- **Ενεργή Ισχύς (Active Power):** Η πραγματική κατανάλωση ενέργειας σε Watt.
- **Άερπη Ισχύς (Reactive Power):** Η ενέργεια που αποθηκεύεται και επιστρέφεται στο σύστημα, συχνά μετρημένη σε Volt-Amperes Reactive (VAR).
- Οι στιγμιαίες αλλαγές σε αυτές τις μετρήσεις κατά την ενεργοποίηση ή απενεργοποίηση μιας συσκευής αποτελούν βασικά στοιχεία της υπογραφής της.

2. Μοτίβο Κατανάλωσης (Consumption Pattern):

- Η χρονική πορεία της κατανάλωσης ισχύος, δηλαδή πώς αυξάνεται και μειώνεται η ισχύς όταν η συσκευή είναι σε λειτουργία.
- Για παράδειγμα, ένα ψυγείο μπορεί να έχει ένα μοτίβο λειτουργίας που περιλαμβάνει περιοδικές αυξήσεις και μειώσεις στην κατανάλωση ισχύος καθώς ο συμπιεστής του ενεργοποιείται και απενεργοποιείται.

3. Συχνότητα Εμφάνισης (Frequency of Events):

- Η συχνότητα με την οποία παρατηρούνται συγκεκριμένες αλλαγές ισχύος, που μπορεί να βοηθήσει στην αναγνώριση της συσκευής.
- Μια καφετιέρα, για παράδειγμα, μπορεί να ενεργοποιείται το πρωί, ενώ ένας θερμοσίφωνας μπορεί να ενεργοποιείται λιγότερο συχνά.

4. Θόρυβος σε διαφορετικές συχνότητες:

- Ορισμένες συσκευές παράγουν «ηλεκτρικό θόρυβο» κατά τη λειτουργία τους, ο οποίος μπορεί να εμφανίζεται σε διάφορες συχνότητες. Αυτός ο θόρυβος μπορεί να προέρχεται από μηχανικά μέρη, όπως κινητήρες, ανεμιστήρες, ή ακόμη και ηλεκτρονικά κυκλώματα που μεταβάλλουν την ισχύ με πολύ συγκεκριμένο τρόπο. Αυτός ο θόρυβος είναι χαρακτηριστικός για κάθε συσκευή.

5. Άλλα Χαρακτηριστικά (Other Features):

- Αρμονικές (low order & high order harmonics), μεταβατικά χαρακτηριστικά και άλλες λεπτομέρειες της κατανάλωσης που μπορεί να διαφοροποιούν τις συσκευές μεταξύ τους.

Χρήση Υπογραφών Κατανάλωσης Ισχύος

Οι υπογραφές κατανάλωσης ισχύος χρησιμοποιούνται από τους αλγόριθμους NILM για να αναγνωρίσουν ποιες συσκευές είναι ενεργές και πόση ενέργεια καταναλώνουν, χωρίς την ανάγκη για μετρητές σε κάθε συσκευή. Ο αλγόριθμος του Hart, όπως και άλλοι σύγχρονοι αλγόριθμοι, βασίζεται στις υπογραφές αυτές για να αποσυνθέσει τη συνολική κατανάλωση ισχύος σε επιμέρους συσκευές.

Ας δούμε ένα απλό παράδειγμα:

- **Συσκευή:** Ψυγείο
- **Υπογραφή Κατανάλωσης:**
 - Όταν το ψυγείο ενεργοποιείται, η ενεργή ισχύς αυξάνεται απότομα κατά περίπου 150 Watts.
 - Η άεργη ισχύς αυξάνεται επίσης αλλά με διαφορετικό ρυθμό.
 - Η κατανάλωση παραμένει σταθερή για κάποιο διάστημα πριν πέσει ξανά όταν ο συμπιεστής απενεργοποιείται.

Αυτό το μοτίβο είναι η υπογραφή κατανάλωσης του ψυγείου και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση του από έναν αλγόριθμο NILM.

4.6.1.3 Βελτιώσεις και Επεκτάσεις

Παρότι ο αλγόριθμος του Hart ήταν πρωτοποριακός, διάφοροι ερευνητές έχουν προτείνει βελτιώσεις και επεκτάσεις για να αντιμετωπίσουν τις αδυναμίες του:

1. Χρήση Πολυμεταβλητών Χαρακτηριστικών:

- Εκτός από την ενεργή ισχύ, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλες παράμετροι όπως η άεργη ισχύς και οι αρμονικές για την καλύτερη αναγνώριση συσκευών.

2. Προηγμένες Μέθοδοι Μάθησης:

- Μηχανική μάθηση και τεχνικές βαθιάς μάθησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση της ακρίβειας στην αναγνώριση συσκευών.
- Αυτές οι μέθοδοι μπορούν να μάθουν πιο σύνθετα μοτίβα και να γενικεύουν καλύτερα σε νέες συσκευές και περιβάλλοντα.

3. Συνδυασμός Δεδομένων:

- Συνδυασμός δεδομένων από πολλαπλές πηγές (π.χ., αισθητήρες παρουσίας, δεδομένα θερμοκρασίας) για να βελτιωθεί η αναγνώριση της λειτουργίας συσκευών και να εντοπιστούν τα μοτίβα χρήσης.

Πλεονεκτήματα:

- **Απλότητα:** Ο αλγόριθμος του Hart είναι σχετικά απλός και κατανοητός.
- **Χαμηλό Κόστος:** Δεν απαιτείται πρόσθετος εξοπλισμός πέρα από τον βασικό μετρητή κατανάλωσης.

Περιορισμοί:

- **Αδυναμία Διαχωρισμού Παρόμοιων Συσκευών:** Μπορεί να είναι δύσκολο να διαχωριστούν συσκευές με παρόμοια υπογραφή κατανάλωσης.
- **Ευαισθησία σε Θόρυβο:** Επηρεάζεται από τον θόρυβο στα δεδομένα και τις τυχαίες μεταβολές στη συνολική κατανάλωση.
- **Περιορισμός σε Δύο Καταστάσεις:** Οι παραδοσιακές μέθοδοι του Hart περιορίζονται σε συσκευές που έχουν απλές "on/off" καταστάσεις και δεν χειρίζονται καλά συσκευές με πολλαπλές καταστάσεις λειτουργίας.

4.6.2 Combinatorial Optimisation (CO)

Ο αλγόριθμος Combinatorial Optimization είναι ένας τύπος αλγορίθμου που χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων στα οποία χρειάζεται να βρεθεί η βέλτιστη λύση μέσα από ένα σύνολο πιθανών λύσεων.

Ο στόχος ενός αλγορίθμου επιμερισμού ενέργειας είναι να παρουσιάσει την κατανάλωση ενέργειας κάθε συσκευής σε ένα δίκτυο. Ένα τέτοιο πρόβλημα μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης, εφόσον αναζητείται ένα σύνολο διακριτών μεταβλητών, οι οποίες θα επιλύσουν το πρόβλημα του επιμερισμού. Έτσι, ο αλγόριθμος βρίσκει τον ιδανικό συνδυασμό των καταστάσεων των συσκευών, το οποίο ελαχιστοποιεί τη διαφορά του αθροίσματος της εκτιμώμενης κατανάλωσης ενέργειας των συσκευών και της πραγματικής [45].

Το πρόβλημα μπορεί να αναπαρασταθεί ως εξής:

$$\hat{x}_t^{(n)} = \underset{\hat{x}_t^{(n)}}{\operatorname{argmin}} \left| \bar{y}_t - \sum_{n=1}^N \hat{y}_t^{(n)} \right| \quad (4.10)$$

Όπου:

- N είναι το σύνολο των συσκευών στο δίκτυο
- $\hat{x}_t^{(n)}$ είναι η κατάσταση της n -οστής συσκευής τη χρονική στιγμή t
- $\hat{y}_t^{(n)}$ είναι η εκτιμώμενη κατανάλωση της n -οστής συσκευής τη χρονική στιγμή t

- \bar{y}_t είναι η συνολική κατανάλωση των συσκευών τη χρονική στιγμή t
- t είναι μία δεδομένη χρονική στιγμή

Ο αλγόριθμος CO έχει κάποια βασικά αρνητικά στοιχεία. Η πολυπλοκότητα εκτέλεσης αυξάνεται εκθετικά καθώς μεγαλώνει το πλήθος των συσκευών, καθώς για τον επιμερισμό T χρονικών περιόδων ισχύει $O(TS^N)$, όπου S είναι το πλήθος των καταστάσεων των συσκευών και N το πλήθος των συσκευών. Επίσης, ο αλγόριθμος δε μπορεί να ξεχωρίσει συσκευές με παρόμοια κατανάλωση ενέργειας και παρόμοιες καταστάσεις.

4.6.2.1 Ένα παράδειγμα αλγόριθμου CO

Ο αλγόριθμος CO κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ορίζει ομάδες των τιμών κατανάλωσης ισχύος για κάθε συσκευή προκειμένου να έχει ένα σύνολο καταστάσεων ισχύος. Για παράδειγμα, αν η κατανάλωση ισχύος της συσκευής είναι (0, 0, 0, 0, 30, 35, 33, 35, 28, 35, 0, 0), ο αλγόριθμος αυτός ομαδοποιεί τις τιμές και εντοπίζει δύο καταστάσεις ισχύος: (0, 30).

Στη συνέχεια δημιουργεί έναν πίνακα όπου κάθε στήλη αντιπροσωπεύει μια συσκευή και κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει κάθε πιθανό συνδυασμό των τιμών ισχύος των συσκευών (δηλαδή, το καρτεσιανό γινόμενο όλων των τιμών ισχύος των συσκευών). Για παράδειγμα, ο επόμενος πίνακας (4.1) αντιστοιχεί σε ένα σύνολο από 3 συσκευές on/off, με καταναλώσεις ισχύος 20W, 100W και 50W αντίστοιχα:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 50 \\ 0 & 100 & 0 \\ 0 & 100 & 50 \\ 20 & 0 & 0 \\ 20 & 0 & 50 \\ 20 & 100 & 0 \\ 20 & 100 & 50 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 0 \\ 50 \\ 100 \\ 150 \\ 20 \\ 70 \\ 120 \\ 170 \end{bmatrix}$$

Πίνακας 4.1

Κατά τη διάρκεια του επιμερισμού, ο CO εντοπίζει τη γραμμή της οποίας το άθροισμα είναι πλησιέστερο στο συνολικό σήμα. Για παράδειγμα, εάν το σήμα που πρέπει να διακριθεί είναι $y = (55, 115, 120)$, τότε είμαστε σε θέση να γνωρίζουμε ότι τη χρονική στιγμή $t = 1$ είχαμε μόνο την 3η συσκευή ενεργοποιημένη, τη χρονική στιγμή $t = 2$ και τη στιγμή $t = 3$, είχαμε την πρώτη και τη δεύτερη συσκευή, κ.λπ [46].

4.6.3 Discriminative Sparse Coding (DSC)

Ο αλγόριθμος διακριτής αραιής κωδικοποίησης (Discriminative Sparse Coding) για το πρόβλημα του επιμερισμού της ενέργειας προτάθηκε από τους Kolter, Batra και Ng το 2010 [47]. Συχνά ο αλγόριθμος αναφέρεται και ως Discriminative Disaggregation Sparse Coding (DDSC) ή αλγόριθμος διακριτής αποσύνθεσης διακριτής κωδικοποίησης.

Ο αλγόριθμος βασίζεται στην αραιή κωδικοποίηση, μία μέθοδος μη επιτηρούμενης μάθησης. Η πρόταση των Kolter, Batra και Ng αφορά δεδομένα χαμηλής συχνότητας δειγματοληψίας και πιο συγκεκριμένα ωριαίες μετρήσεις. Πιο αναλυτικά, ορίζοντας ως κλάση μία κατηγορία συσκευών, όπως τηλεοράσεις, ψυγεία κλπ, υπάρχουν συνολικά k κλάσεις. Για κάθε $i = 1, \dots, k$ υπάρχει ένας πίνακας X_i όπου κάθε στήλη του X_i είναι η κατανάλωση της ενέργειας σε μία εβδομάδα (με ρυθμό δειγματοληψίας κάθε ώρα) για ένα συγκεκριμένο σπίτι και για μία συγκεκριμένη συσκευή.

Για παράδειγμα, η j -οστή στήλη του X_1 συμβολίζεται ως $x_1^{(j)}$ και μπορεί να περιέχει την εβδομαδιαία κατανάλωση ενέργειας ενός ψυγείου (συσκευή 1) σε ένα συγκεκριμένο σπίτι. Η συνολική ενέργεια που καταναλώθηκε από όλες τις συσκευές ορίζεται ως $\bar{X} = \sum_{i=1}^k X_i$.

Αντίστοιχα, j -οστή στήλη του \bar{X} ορίζεται ως $\bar{x}^{(j)}$ και περιέχει την πληροφορία για το σύνολο της ενέργειας που καταναλώθηκε από όλες τις συσκευές σε ένα συγκεκριμένο σπίτι.

Παρακάτω φαίνονται τα βήματα του αλγορίθμου, όπως ορίστηκε στο [47]

Algorithm 1 Discriminative disaggregation sparse coding

Input: data points for each individual source $\mathbf{X}_i \in \mathbb{R}^{T \times m}$, $i = 1, \dots, k$, regularization parameter $\lambda \in \mathbb{R}_+$, gradient step size $\alpha \in \mathbb{R}_+$.

Sparse coding pre-training:

1. Initialize \mathbf{B}_i and \mathbf{A}_i with positive values and scale columns of \mathbf{B}_i such that $\|\mathbf{b}_i^{(j)}\|_2 = 1$.
2. For each $i = 1, \dots, k$, iterate until convergence:
 - (a) $\mathbf{A}_i \leftarrow \arg \min_{\mathbf{A} \geq 0} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{B}_i \mathbf{A}\|_F^2 + \lambda \sum_{p,q} \mathbf{A}_{pq}$
 - (b) $\mathbf{B}_i \leftarrow \arg \min_{\mathbf{B} \geq 0, \|\mathbf{b}^{(j)}\|_2 \leq 1} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{B} \mathbf{A}_i\|_F^2$

Discriminative disaggregation training:

3. Set $\mathbf{A}_{1:k}^* \leftarrow \mathbf{A}_{1:k}$, $\tilde{\mathbf{B}}_{1:k} \leftarrow \mathbf{B}_{1:k}$.
4. Iterate until convergence:
 - (a) $\hat{\mathbf{A}}_{1:k} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{A}_{1:k} \geq 0} F(\tilde{\mathbf{X}}, \tilde{\mathbf{B}}_{1:k}, \mathbf{A}_{1:k})$
 - (b) $\tilde{\mathbf{B}} \leftarrow \left[\tilde{\mathbf{B}} - \alpha \left((\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{B}} \hat{\mathbf{A}}) \hat{\mathbf{A}}^T - (\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{B}} \mathbf{A}^*) (\mathbf{A}^*)^T \right) \right]_+$
 - (c) For all i, j , $\mathbf{b}_i^{(j)} \leftarrow \mathbf{b}_i^{(j)} / \|\mathbf{b}_i^{(j)}\|_2$.

Given aggregated test examples $\tilde{\mathbf{X}}'$:

5. $\hat{\mathbf{A}}'_{1:k} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{A}_{1:k} \geq 0} F(\tilde{\mathbf{X}}', \tilde{\mathbf{B}}_{1:k}, \mathbf{A}_{1:k})$
6. Predict $\hat{\mathbf{X}}'_i = \mathbf{B}_i \hat{\mathbf{A}}'_i$.

Εικόνα 4.21: Βήματα αλγορίθμου Discriminative disaggregation sparse coding [51]

4.6.4 HMM – Viterbi

Μία ακόμα μέθοδος μη επιτηρούμενης μάθησης είναι μία υλοποίηση που βασίζεται σε κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα. Στο κεφάλαιο 4.3 έγινε μία εισαγωγή στα κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα (HMM) και παραγοντικά κρυπτομαρκοβιανά μοντέλα (FHMM). Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 4.3.3, οι αλυσίδες Markov μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να αναπαραστήσουν τις καταστάσεις συσκευών σε ένα δίκτυο, όπως ένα σπίτι. Παρακάτω θα δούμε κάποιες υλοποιήσεις που βασίζονται σε FHMM και μέρος αυτών χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο Viterbi.

Το Additive Factorial Approximate MAP (AFAMAP) είναι ένα μοντέλο που βασίζεται σε FHMM, και προτάθηκε από τους Kolter και Jaakkola [48]. Μειονεκτεί σε επίπεδο κλιμάκωσης και μπορεί να κολλήσει σε τοπικά βέλτιστα, αλλά σε συνδυασμό με difference FHMM, το μοντέλο ξεπερνάει το πρόβλημα με τα τοπικά βέλτιστα και είναι συνολικά υπολογιστικά ελαφρύτερο.

Μία διαφορετική προσέγγιση στο πρόβλημα του επιμερισμού της ενέργειας είναι αυτή που προτείνουν οι Paradiso, Paganelli, Giuli και Carobianco [49]. Η πρότασή τους είναι ένα FHMM το οποίο βασίζεται σε χαρακτηριστικά που έχουν να κάνουν με το συνολικό πλαίσιο (context) της ανθρώπινης παρουσίας σε ένα σπίτι, για παράδειγμα, ποιες συσκευές λειτουργούν μαζί. Τα δεδομένα αυτά ανήκουν στο σύνολο δεδομένων Tracebase, το οποίο αποτελείται από δεδομένα χαμηλής συχνότητας. Ο αλγόριθμος παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τον AFAMAP που προαναφέρθηκε.

Μία υλοποίηση που βασίζεται σε FHMM και τον αλγόριθμο Viterbi προτάθηκε από τους Aiad και Lee [50]. Πιο συγκεκριμένα, οι σχέσεις μεταξύ των συσκευών μοντελοποιούνται σε ένα FHMM και η ταξινόμηση γίνεται με τον αλγόριθμο Viterbi. Η κατάσταση της κάθε συσκευής βασίζεται στην αρχική κατανάλωση ρεύματος της συσκευής, τη μέση κατανάλωση και την τελική κατανάλωση. Για τα πειράματα χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων REDD και για τον επιμερισμό της ενέργειας χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Viterbi. Τα αποτελέσματα έδειξαν βελτίωση σε σχέση με έναν απλό αλγόριθμο FHMM.

Μία ακόμα υλοποίηση που περιλαμβάνει τον αλγόριθμο Viterbi προτάθηκε από τους Makonin, Porowich, Bajic, Gill, και Bartram και παρουσιάζει στοιχεία βελτίωσης σε σχέση με τον απλό αλγόριθμο Viterbi [51]. Η πρότασή τους βασίζεται στη χρήση κρυπτομαρκοβιανού μοντέλου (HMM) για την απεικόνιση υπερ-καταστάσεων, καθώς και τη χρήση μίας παραλλαγής του αλγορίθμου Viterbi που λέγεται Sparse Viterbi. Ο τρόπος απεικόνισης των καταστάσεων θα

οδηγήσει σε έναν αραιό πίνακα, γι' αυτό και ο αλγόριθμος Sparse Viterbi είναι μία κατάλληλη επιλογή καθώς βασίζεται σε αραιούς πίνακες. Πιο συγκεκριμένα, κάθε υπερ-κατάσταση έχει την πληροφορία για την ενεργειακή κατάσταση για ένα σύνολο από συσκευές που έχει ένα σπίτι. Οι συσκευές αυτές μπορούν να είναι είτε ενεργές είτε ανενεργές και ο συνδυασμός από ενεργές και ανενεργές συσκευές είναι η πληροφορία που συνθέτει μία υπερ-κατάσταση. Αυτές οι υπερ-καταστάσεις είναι τα στοιχεία ενός πίνακα, με βάση τον οποίο θα γίνει ο επιμερισμός της ενέργειας στο συγκεκριμένο σπίτι. Ο πίνακας αυτός, όπως προαναφέρθηκε, είναι αραιός πίνακας. Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν είναι τα REDD και AMPds. Ο νέος αλγόριθμος είναι υπολογιστικά πιο βέλτιστος και σε σύγκριση με τις υλοποιήσεις FHMM και Hierarchical Dirichlet Process Hidden Semi Markov Model (HDP-HSMM) [52] παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα.

4.6.5 EnerGAN++

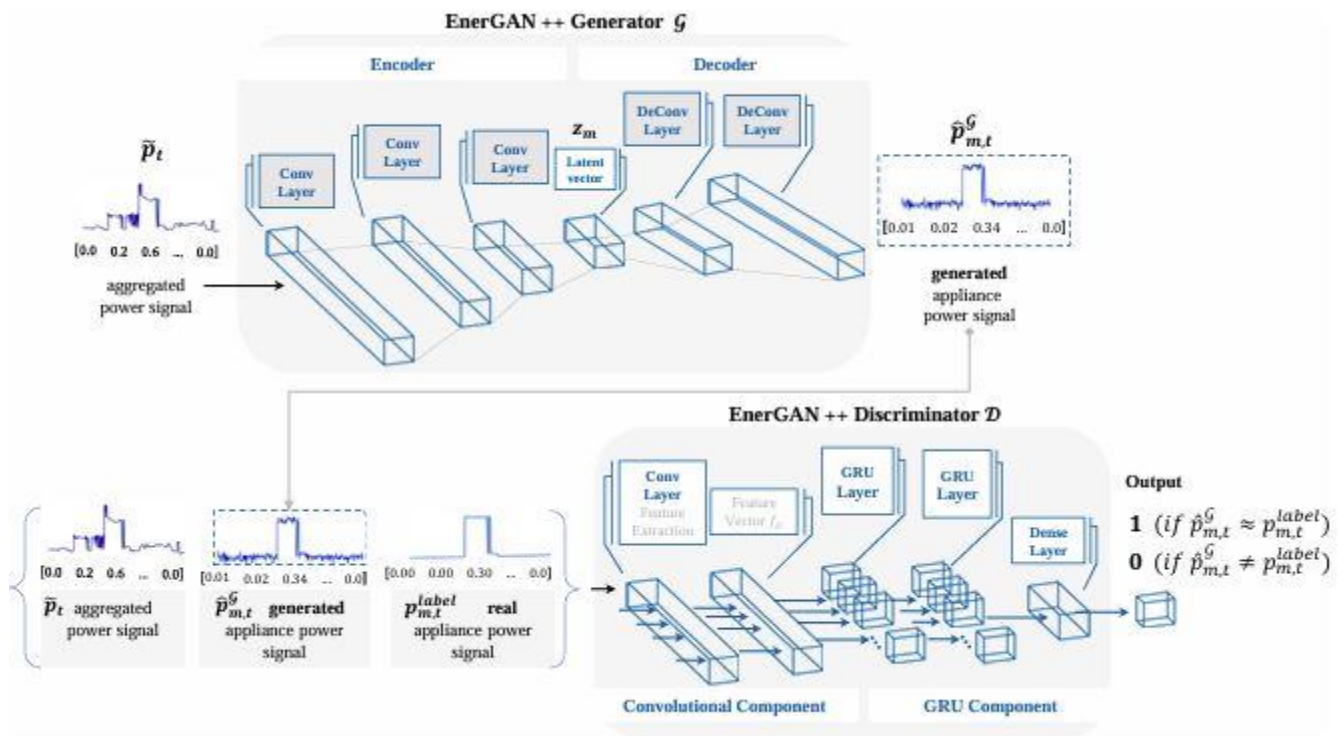
Ο αλγόριθμος EnerGAN++ αποτελεί μια σύγχρονη προηγμένη μέθοδο μη επιβλεπόμενης μάθησης που βασίζεται σε Generative Adversarial Networks (GANs) για την αποσύνθεση της κατανάλωσης ενέργειας. Η προσέγγιση αυτή έχει σχεδιαστεί ειδικά για **να αντιμετωπίσει τα προβλήματα του θορύβου** που επηρεάζει τις μετρήσεις κατανάλωσης και **να βελτιώσει την ακρίβεια** της αποσύνθεσης [53].

Λειτουργία του EnerGAN++:

Ο αλγόριθμος αξιοποιεί μια αρχιτεκτονική GAN, όπου η γεννήτρια (Generator) εκπαιδεύεται να δημιουργεί σήματα κατανάλωσης ενέργειας που προσομοιώνουν τις πραγματικές καταναλώσεις των συσκευών. Παράλληλα, ο διακριτής (Discriminator) εκπαιδεύεται για να διακρίνει τα παραγόμενα σήματα από τα πραγματικά. Η εκπαίδευση πραγματοποιείται με βάση τον θόρυβο στις μετρήσεις, με στόχο την αναπαραγωγή ακριβών χρονοσειρών κατανάλωσης για τις διάφορες συσκευές ενός νοικοκυριού.

Χαρακτηριστικά:

Ο EnerGAN++ χρησιμοποιεί μια Gated Recurrent Unit (GRU) ως διακριτή, βελτιώνοντας την ικανότητα του αλγορίθμου να ανιχνεύει χρονικές εξαρτήσεις στα σήματα κατανάλωσης ενέργειας πιο αποτελεσματικά από απλούς δυαδικούς ταξινομητές. Αυτό βοηθά στην ακριβή διάκριση των πραγματικών και των παραγόμενων σημάτων κατανάλωσης ενέργειας από συσκευές. Έχει σχεδιαστεί για να είναι ανθεκτικός στο θόρυβο, προσφέροντας αξιόπιστα αποτελέσματα ακόμα και σε περιπτώσεις που οι μετρήσεις περιέχουν σημαντική παραμόρφωση.



Εικόνα 4.22: Η αρχιτεκτονική της μεθόδου EnerGAN++

Αποτελεσματικότητα:

Σε σύγκριση με προηγούμενα μοντέλα (όπως ο EnerGAN), ο EnerGAN++ δείχνει σημαντική βελτίωση στην απόδοση αποσύνθεσης, προσφέροντας ακριβέστερα αποτελέσματα σε ελέγχους με διάφορες συσκευές, όπως πλυντήρια ρούχων, φούρνους και άλλες ηλεκτρικές συσκευές. Είναι σχεδιασμένος να διαχειρίζεται καλύτερα τα θορυβώδη σήματα εισόδου σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους, γεγονός που τον καθιστά πιο αξιόπιστο σε πραγματικές εφαρμογές όπου τα δεδομένα μπορεί να είναι ατελή. Ο EnerGAN++ εκπαιδεύεται να δημιουργεί χρονικές σειρές που μοιάζουν με τα σήματα κατανάλωσης μιας συγκεκριμένης συσκευής, ακόμη και όταν τα εισερχόμενα δεδομένα είναι θορυβώδη. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ο generator προσπαθεί να δημιουργήσει σήματα κατανάλωσης που είναι δύσκολο να διακριθούν από τον πραγματικό ενεργειακό καταναλωτή, ενώ ο discriminator προσπαθεί να ανιχνεύσει αν τα δεδομένα είναι αληθινά ή ψευδή, βελτιώνοντας έτσι την ακρίβεια και τη σταθερότητα του μοντέλου.

Συμπερασματικά, η μέθοδος EnerGAN++ προσφέρει μια **ισχυρή εναλλακτική στις παραδοσιακές προσεγγίσεις** για την αποσύνθεση ενέργειας, λόγω της υψηλής ακρίβειας στην ανάλυση ενέργειας, της ανθεκτικότητάς του στον θόρυβο και της ικανότητάς του να γενικεύει σωστά σε διαφορετικούς τύπους συσκευών και σύνολα δεδομένων, τα οποία αποτελούν κοινές προκλήσεις στις εφαρμογές NILM.

4.6.6 Εκτίμησης Μέγιστης Πιθανοφάνειας – MLE

Μία μέθοδος που συμπεριλαμβάνεται στο NILMTK, το οποίο αναλύεται παρακάτω, είναι αυτή της Εκτίμησης Μέγιστης Πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood Estimation – MLE). Η ΕΜΠ είναι μία μέθοδος που σε ένα μοντέλο μεγιστοποιώντας τη συνάρτηση πιθανότητας επιλέγει το σύνολο των τιμών των παραμέτρων του μοντέλου. Στην περίπτωση του επιμερισμού της ενέργειας, υπάρχουν τρεις χαρακτηριστικά: η συσκευή να είναι σε **κατάσταση ON**, η συσκευή να είναι σε **κατάσταση OFF** καθώς και **η διάρκεια** μεταξύ των δύο αυτών καταστάσεων. Αντίστοιχα, οι τρεις καταστάσεις αυτές αναφέρονται ως OnPower, OffPower και Duration στο NILMTK. Για κάθε συνδυασμό γεγονότων, ο αλγόριθμος θα εξάγει αυτά τα τρία χαρακτηριστικά και θα αξιολογήσει την πιθανότητα συγκεκριμένος συνδυασμός γεγονότων να ανήκει σε κάποια συσκευή [54].

Για παράδειγμα, ο αλγόριθμος Εκτίμησης Μέγιστης Πιθανοφάνειας (MLE) μπορεί να εφαρμοστεί για τον επιμερισμό ενέργειας σε ένα νοικοκυριό με τρεις ηλεκτρικές συσκευές: φούρνο, ψυγείο και πλυντήριο ρούχων. Κάθε συσκευή έχει διαφορετική κατανάλωση όταν είναι ενεργή (π.χ. ο φούρνος καταναλώνει 1000W, το ψυγείο 150W, και το πλυντήριο 500W). Κατά την ανάλυση, καταγράφονται οι καταστάσεις ON και OFF για κάθε συσκευή σε διάφορες χρονικές στιγμές. Ο αλγόριθμος MLE υπολογίζει την πιθανότητα κάθε παρατηρούμενης καταγραφής να προέρχεται από συγκεκριμένη συσκευή, βασιζόμενος στις ενεργές και ανενεργές καταστάσεις. Στο τέλος, το MLE εκτιμά ποια συσκευή είναι ενεργή και ποια είναι η κατανάλωσή της, αναγνωρίζοντας έτσι τις ενεργειακές συνεισφορές των συσκευών σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους. Έτσι, παρέχει μια αξιόπιστη μέθοδο για τον επιμερισμό της κατανάλωσης ενέργειας στο νοικοκυριό.

Βήματα και Εφαρμογή:

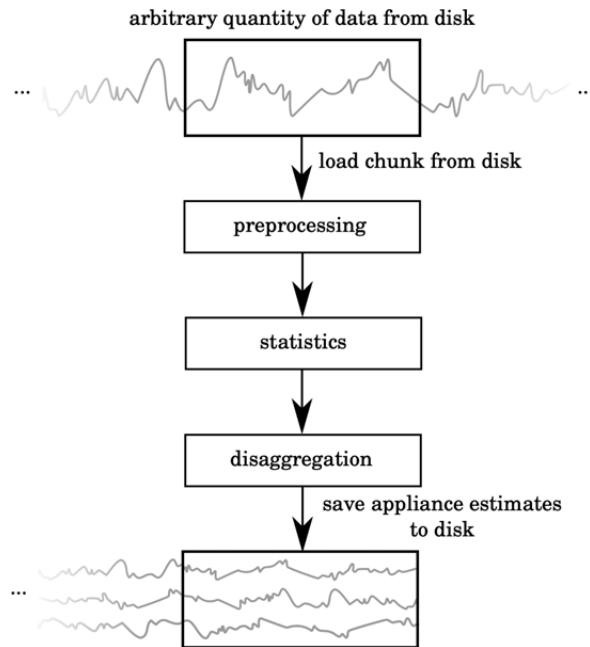
1. Ορισμός Καταστάσεων: Καταγράφονται οι καταστάσεις ON και OFF για κάθε συσκευή.
2. Καταγραφή Γεγονότων: Σε κάθε ώρα, αναγνωρίζεται ποια συσκευή είναι ενεργή.
3. Υπολογισμός Πιθανοτήτων: Ο αλγόριθμος υπολογίζει την πιθανότητα κάθε καταγραφής να προέρχεται από συγκεκριμένη συσκευή, με βάση τις καταστάσεις ON και OFF.

4.6.7 Non-Intrusive Load Monitoring Toolkit – NILMTK

Το NILMTK (Non-Intrusive Load Monitoring Toolkit) είναι ένα εργαλείο ανοιχτού κώδικα το οποίο έχει σχεδιαστεί για τη διευκόλυνση ερευνητών γύρω που ασχολούνται με το NILM. Το πρόβλημα που λύνει είναι η συλλογή μεθόδων από την ανάλυση και διαχείριση συνόλων δεδομένων μέχρι μεθόδους disaggregation και παραγωγή μετρικών. [55]

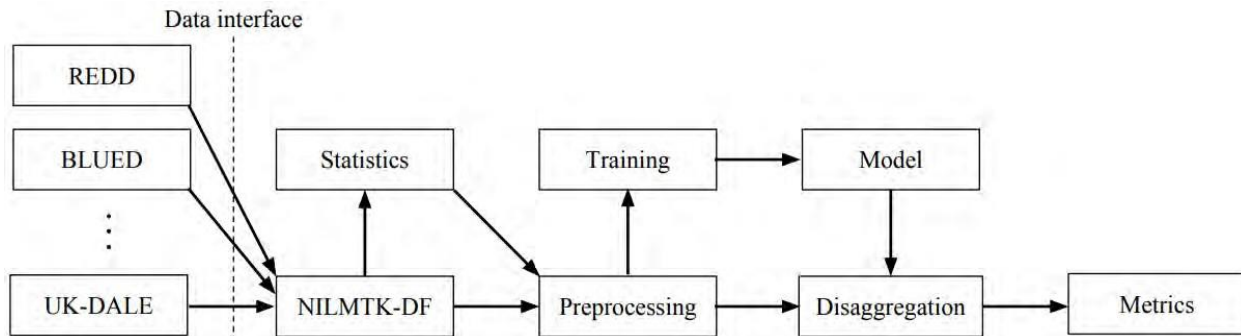
4.6.7.1 Χαρακτηριστικά NILMTK

Το NILMTK έχει αναπτυχθεί στη γλώσσα Python. Έχει σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο ώστε οι ερευνητές να μπορούν να επαναχρησιμοποιούν ή αντικαθιστούν μέρη του toolkit με τον τρόπο που επιθυμούν. Επίσης, έχει αναπτυχθεί με επίπεδη μορφή αρχείων εσόδου και εξόδου με στόχο την συμβατότητα με υπάρχοντες αλγόριθμους ανεξάρτητα από τη γλώσσα στην οποία γράφτηκαν και την πλατφόρμα στην οποία σχεδιάστηκαν. Ένα από τα πλεονεκτήματα του NILMTK είναι και ο τρόπος φόρτωσης των δεδομένων, το οποίο γίνεται σε κομμάτια (chunks). Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη διαχείριση πολύ μεγάλων συνόλων δεδομένων φορτώνοντας πρακτικά στη μνήμη κάθε ένα chunk ξεχωριστά.



Εικόνα 4.23: Διαδικασία φόρτωσης δεδομένων στο NILMTK σε κομμάτια (chunks) από το δίσκο

Η διαδικασία που ακολουθεί το NILMTK φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα:



Εικόνα 4.24: Διαδικασία επεξεργασίας δεδομένων στο NILMTK [55]

Αρχικά, τα δεδομένα μετατρέπονται στο NILMTK-DF, το οποίο είναι η πρότυπη μορφή δεδομένων του toolkit, και βασίζεται στο πρότυπο HDF5. Στη συνέχεια, ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει μεθόδους για ανάλυση και εξαγωγή στατιστικών στοιχείων για τα δεδομένα που έχουν δοθεί με στόχο τον εντοπισμό προβλημάτων, όπως κενά στο χρόνο, με βάση κάποιο κατώφλι. Για το επόμενο βήμα, ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει συναρτήσεις για να αφαιρέσει πιθανές ατέλειες που υπάρχουν ή να γίνει νέα δειγματοληψία. Επίσης, το NILMTK παρέχει μία συνάρτηση για κανονικοποίηση των δεδομένων. Μία τέτοια διαδικασία είναι χρήσιμη σε περιπτώσεις που υπάρχουν έντονες διακυμάνσεις στα δεδομένα, όπως εμφανίζονται στο σύνολο δεδομένων iAWE [56]. Η συνάρτηση αυτή είναι η εξής:

$$Power_{normalised} = \left(\frac{Voltage_{nominal}}{Voltage_{observed}} \right)^2 \times Power_{observed} \quad (4.11)$$

Στη συνέχεια, ακολουθεί η διαδικασία του disaggregation, χρησιμοποιώντας κάποιον αλγόριθμο από αυτούς που παρέχει το toolkit, όπως ο Combinatorial Optimisation (CO) και ο Factorial Hidden Markov Model (FHMM). Τέλος, το NILMTK παρέχει τη δυνατότητα για εξαγωγή μετρικών για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Τέτοιες μετρικές είναι οι εξής:

- **Error in total energy assigned:** η διαφορά ανάμεσα στη συνολική ενέργεια που υπολόγισε ο αλγόριθμος σε μία συσκευή και την πραγματική ενέργεια που καταναλώθηκε από τη συσκευή n στο χρονικό διάστημα t .
- **Fraction of total energy assigned correctly:** η επικάλυψη ανάμεσα στην προβλεπόμενη ενέργεια κάθε συσκευής και της πραγματικής ενέργειας που καταναλώθηκε από κάθε συσκευή.
- **Normalised error in assigned power:** το άθροισμα των διαφορών της προβλεπόμενης ενέργειας και της πραγματικής ενέργειας της συσκευής n για κάθε χρονικό διάστημα t , με κανονικοποίηση ως προς τη συνολική κατανάλωση της συσκευής
- **RMS error in assigned power:** η τετραγωνική ρίζα του μέσου σφάλματος μεταξύ της προβλεπόμενης ενέργειας και της πραγματικής ενέργειας της συσκευής n για το χρονικό διάστημα t .

5. Επιμερισμός Ενέργειας – Energy Disaggregation

Η αυξημένη χρήση ηλεκτρικής ενέργειας παγκοσμίως λόγω της ταχείας αστικοποίησης, του κόστους ενέργειας και των ανησυχιών για την κλιματική αλλαγή έχει αυξήσει το ενδιαφέρον για την εξοικονόμηση ενέργειας. Ένα αναπόσπαστο μέρος αυτού είναι η ακριβής μέτρηση της ατομικής κατανάλωσης ενέργειας των οικιακών συσκευών και η παροχή ανατροφοδότησης (feedback) σε πραγματικό χρόνο στους καταναλωτές. Διάφορες μελέτες δείχνουν ότι η διαθεσιμότητα αυτών των πληροφοριών ενθαρρύνει τις προσπάθειες εξοικονόμησης ενέργειας και μειώνει την εξάρτηση από τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος για την εξοικονόμηση ενέργειας. Επιπλέον, η αξία των δεδομένων τελικής χρήσης δεν περιορίζεται μόνο στα οφέλη των καταναλωτών. Επιτρέπει στις κυβερνήσεις να αξιολογούν με ακρίβεια την αποτελεσματικότητα των υπαρχουσών ενεργειακών πολιτικών τους και να δημιουργούν νέα προγράμματα εξοικονόμησης ενέργειας με καλύτερη αποτελεσματικότητα.

Η παραδοσιακή μέθοδος για την απόκτηση πληροφοριών ανάλυσης κατανάλωσης ενέργειας των συσκευών είναι μέσω της ροής πληροφοριών ενέργειας από αισθητήρες υπομετρητών που είναι συνδεδεμένοι σε κάθε συσκευή στο σπίτι προς ένα κεντρικό σημείο μέτρησης (μέσω ενός οικιακού δικτύου). Αυτή η προσέγγιση ονομάζεται "επεμβατική παρακολούθηση φορτίου (ILM)". Παρόλο που η εγκατάσταση των συσκευών στο σπίτι είναι απλή, υπάρχουν προβλήματα αξιοπιστίας λόγω της ύπαρξης πολλών αισθητήρων στο σύστημα. Από την άλλη πλευρά, η Μη Επεμβατική Παρακολούθηση Φορτίου (NILM) απαιτεί μόνο συγκεντρωτικές πληροφορίες ενέργειας από έναν αισθητήρα συνδεδεμένο στο σημείο εισόδου του σπιτιού.

5.1 Τι είναι ο επιμερισμός;

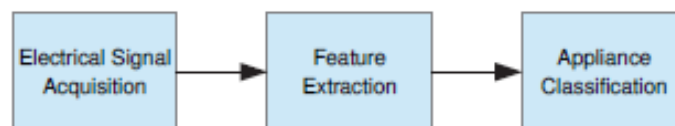
Η κατανομή ενέργειας, γνωστή και ως μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM), είναι η διαδικασία ανάλυσης της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας του σπιτιού σας σε διάφορα επίπεδα, συμπεριλαμβανομένου του επιπέδου της συσκευής. Με άλλα λόγια, μπορείτε να υπολογίσετε την κατανάλωση ενέργειας, επιτρέποντάς σας να συμπεράνετε την ενεργειακή απόδοση και να εξοικονομήσετε εκπομπές άνθρακα.

Η κατανομή υπολογίζεται χρησιμοποιώντας προηγμένους αλγόριθμους και τεχνικές μηχανικής εκμάθησης στα δεδομένα που συλλέγονται μέσω του έξυπνου μετρητή σας ή άλλης συσκευής παρακολούθησης. Για παράδειγμα, διαδικασίες όπως το NILM μπορούν να χρησιμοποιούν δεδομένα υψηλής συχνότητας για να αναγνωρίσουν τις μοναδικές ηλεκτρικές υπογραφές ή τα προφίλ φορτίου που σχετίζονται με διαφορετικές ηλεκτρικές συσκευές μέσα σε ένα κτίριο. Το

αποτέλεσμα είναι καλύτερες πληροφορίες, για παράδειγμα, σχετικά με τα πρότυπα χρήσης ηλεκτρικής ενέργειας. Χρησιμοποιώντας αυτές τις πληροφορίες, οι εταιρείες κοινής ωφέλειας μπορούν, για παράδειγμα, να παρέχουν κίνητρα στους καταναλωτές, όπως λαμπτήρες LED, έξυπνους ή προγραμματιζόμενους θερμοστάτες ή εκπλώσεις σε νέες συσκευές.

Όπως φαίνεται και στην εικόνα τα τρία βασικά στάδια της διαδικασίας Μη Επεμβατικής Παρακολούθησης Φορτίου (NILM) είναι: [57]

1. **Απόκτηση Ηλεκτρικών Σημάτων:** Τα ηλεκτρικά σήματα αποκτώνται από έναν αισθητήρα που είναι τοποθετημένος στο σημείο εισόδου του σπιτιού.
2. **Εξαγωγή Χαρακτηριστικών:** Τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την κατανάλωση ενέργειας εξάγονται από τα δείγματα των σημάτων.
3. **Ταξινόμηση:** Εφαρμόζονται οι αλγόριθμοι NILM για να ταξινομηθούν οι συσκευές βάσει των εξαγόμενων χαρακτηριστικών.



Εικόνα 5.1: Τα βασικά στάδια NILM [57]

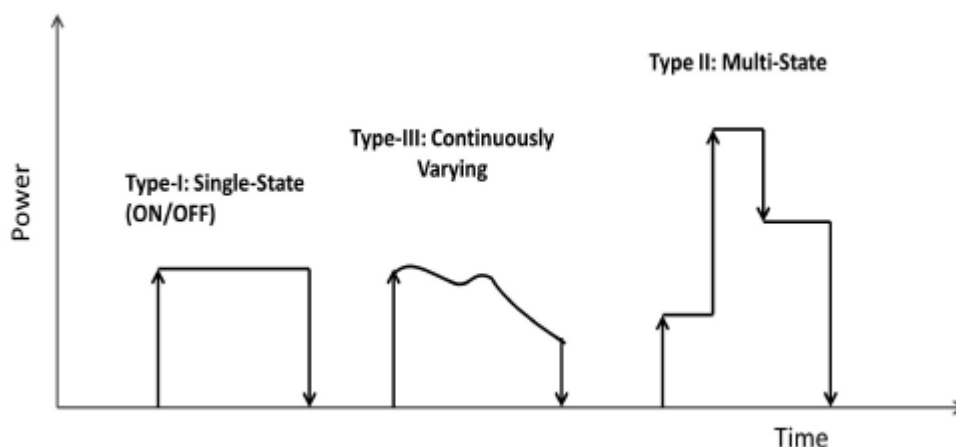
Αυτή η διαδικασία επιτρέπει την αναγνώριση και την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας των διαφόρων συσκευών στο σπίτι χωρίς την ανάγκη εγκατάστασης υπομετρητών σε κάθε συσκευή.

5.2 Υπογραφές Συσκευών

Η μοναδική ηλεκτρική υπογραφή κάθε ηλεκτρικής συσκευής καθιστά το πρόβλημα της ενεργειακής αποσύνθεσης επιλύσιμο. Οι συσκευές διακρίνονται σύμφωνα με το προφίλ της ενεργειακής τους κατανάλωσης, ωστόσο μπορούν να χρησιμοποιηθούν ταυτόχρονα και άλλα είδη κατηγοριοποίησης.

Πριν είναι δυνατή η ταξινόμηση μιας συσκευής χρησιμοποιώντας NILM, απαιτείται ένα μοναδικό χαρακτηριστικό που να χαρακτηρίζει τη συμπεριφορά της. Ένα παράδειγμα θα μπορούσε να είναι η ενεργή κατανάλωση ισχύος μιας συσκευής .

Υπάρχουν δύο κύριες κατηγορίες υπογραφών συσκευών στις οποίες βασίζονται όλες οι προσπάθειες αναγνώρισης. Αυτές είναι είτε υπογραφές σταθερής κατάστασης είτε υπογραφές μεταβατικής κατάστασης [44].



Εικόνα 5.2: Υπογραφές συσκευών

5.2.1 Υπογραφές Σταθερής Κατάστασης

Οι μέθοδοι NILM που βασίζονται στην ανάλυση σταθερής κατάστασης χρησιμοποιούν χαρακτηριστικά που προκύπτουν κατά τη διάρκεια της σταθερής λειτουργίας των συσκευών. Η πραγματική ισχύς (P) και η άεργη ισχύς (Q) είναι δύο από τις πιο κοινές υπογραφές σταθερής κατάστασης που χρησιμοποιούνται στο NILM για την παρακολούθηση της λειτουργίας On/Off των συσκευών. Η πραγματική ισχύς είναι η ποσότητα της ενέργειας που καταναλώνεται από μια συσκευή κατά τη λειτουργία της. Αν το φορτίο είναι αμιγώς ωμικό, τότε τα κυματομορφές του ρεύματος και της τάσης θα είναι πάντα σε φάση και δεν θα υπάρχει άεργη ισχύς. Για ένα αμιγώς άεργο φορτίο, η διαφορά φάσης θα είναι 90° και δεν θα υπάρχει μεταφορά πραγματικής ισχύος. Αντίθετα, λόγω των επαγωγικών και χωρητικών στοιχείων του φορτίου, υπάρχει πάντα μια μετατόπιση φάσης μεταξύ των κυματομορφών ρεύματος και τάσης που παράγει ή καταναλώνει αντίστοιχα άεργη ισχύ.

Μία από τις πιο κοινά χρησιμοποιούμενες υπογραφές είναι η αλλαγή στην ισχύ σε σταθερή κατάσταση (change in steady-state power), καθώς είναι εύκολο να ληφθεί από τις συσκευές μέτρησης και δεν απαιτεί γρήγορους ρυθμούς δειγματοληψίας.

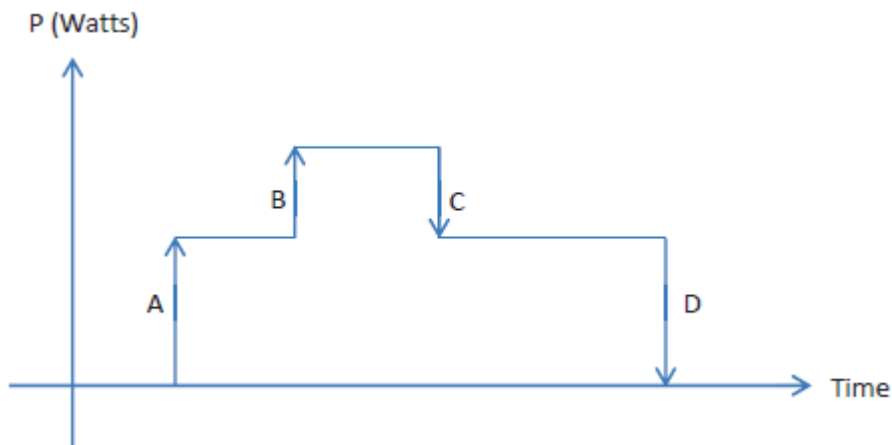
Χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον Hart [58] για να αποδείξει την έννοια του NILM. Στο έργο του Hart, η πραγματική ισχύς P και η άεργη ισχύς Q αποκτήθηκαν και οι δύο σε διαστήματα

ενός δευτερολέπτου. Ακολούθησε η κανονικοποίηση των μετρικών ισχύος όπως ορίζεται στην Εξίσωση 5.1:

$$P_{\text{norm}} = \left(\frac{120}{V}\right)^2 P \quad (5.1)$$

όπου V είναι η μετρημένη τάση γραμμής και 120 είναι η ονομαστική τάση γραμμής μιας φάσης σε σχέση με το ουδέτερο σε ένα τυπικό σπίτι. Αυτή η κανονικοποίηση είναι απαραίτητη για να αποφευχθούν ασάφειες που προκύπτουν από διακυμάνσεις του σήματος τάσης που μπορεί να προκαλέσουν παραπλανητικά γεγονότα συσκευών. Δίνοντας στη διαδικασία ανίχνευσης ακμών τις κανονικοποιημένες μετρικές ισχύος, τα τμήματα αλλαγών σταθερής κατάστασης χαρτογραφούνται σε έναν δισδιάστατο χώρο υπογραφών ως κανονικοποιημένα P και Q πριν από την ταξινόμηση. Παρόλο που αυτό το πρωτότυπο λειτούργησε καλά για την παρακολούθηση της συμπεριφοράς των συσκευών, η κανονικοποίηση δεν έλαβε υπόψη μη γραμμικά φορτία και επίσης είχε προβλήματα με συσκευές πολλαπλών καταστάσεων και μεταβαλλόμενα φορτία.

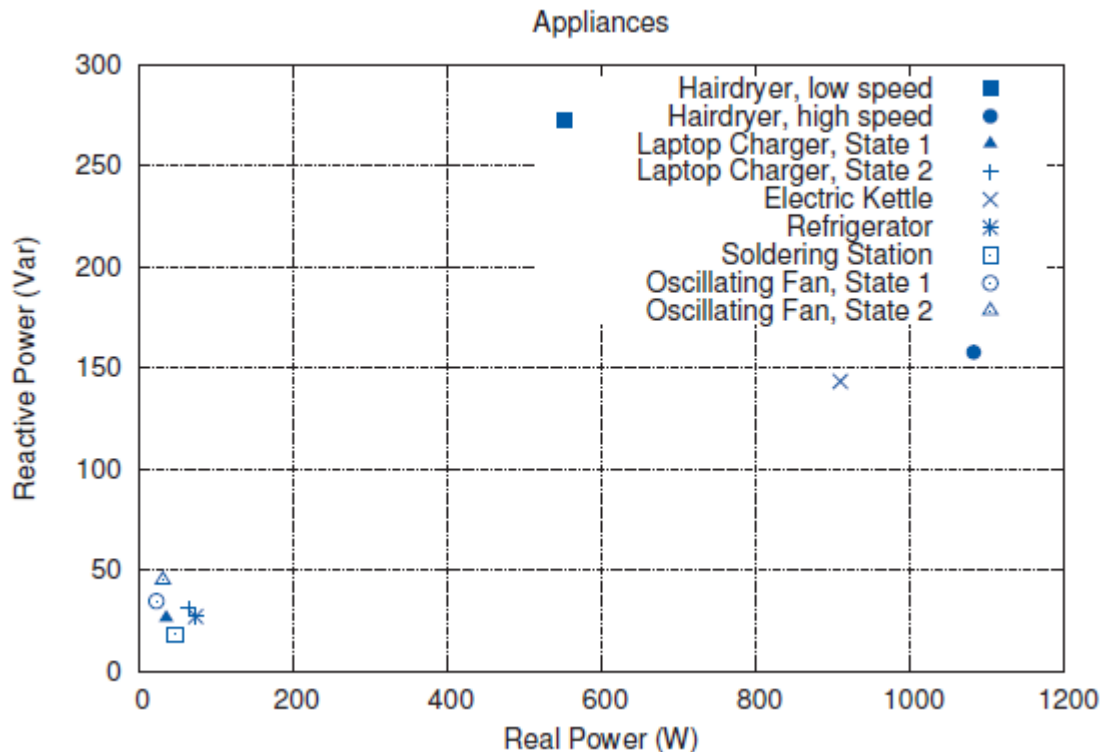
Ακολουθώντας το έργο του Hart, οι Cole και Albicki [59] εξερεύνησαν τη συσχέτιση των ακολουθιών αλλαγών της σταθερής κατάστασης P και Q με τις ταυτότητες των συσκευών. Το έργο τους βασίστηκε στην έννοια του Zero Loop- Sum Constraint που ορίζεται από τον Hart [58]. Αυτό σημαίνει ότι η συλλογή των ακμών που ορίζει τις αλλαγές σταθερής κατάστασης για μια δεδομένη συσκευή, όπως φαίνεται από το σημείο μέτρησης, πρέπει να έχει το σύνολο της αλλαγή ισχύος ίσο με μηδέν. Για παράδειγμα, στο Σχήμα 5.2, οι ακμές A και D ανήκουν σε μια συσκευή ενώ οι ακμές B και C ανήκουν σε άλλη. Η εμπιστοσύνη της συσχέτισης αξιολογείται από το πόσες φορές η συγκεκριμένη ακολουθία ακμών παρατηρείται κατά τη διάρκεια μιας περιόδου εκπαίδευσης.



Εικόνα 5.3

Παρόλο που οι περισσότερες ερευνητικές προσπάθειες που σχετίζονται με τις υπογραφές σταθερής κατάστασης περιστρέφονται γύρω από τη χρήση και των δύο P και Q για τη ελαχιστοποίηση του προβλήματος των παρεμβολών, όπου δύο διαφορετικές συσκευές μοιράζονται την ίδια υπογραφή, ο Bijker [60] εξερεύνησε τη δυνατότητα χρήσης μόνο των αλλαγών σταθερής κατάστασης P. Η προσέγγιση του Bijker λειτουργεί ενσωματώνοντας πληροφορίες χρόνου (κύκλος λειτουργίας και κυκλικά χαρακτηριστικά) για τη διάκριση διαφορετικών συσκευών με παρόμοια κατανάλωση ενέργειας. Αυτό είναι ελκυστικό από την άποψη ότι επιτρέπει τη χρήση του NILM σε συσκευές μέτρησης με περιορισμένες δυνατότητες παρακολούθησης (για παράδειγμα οι υπάρχοντες έξυπνοι μετρητές). Εκτός αυτού, οι αλλαγές σταθερής κατάστασης του συντελεστή ισχύος επίσης έδειξαν ότι λειτουργούν καλά ως υπογραφή συσκευής [61], [62].

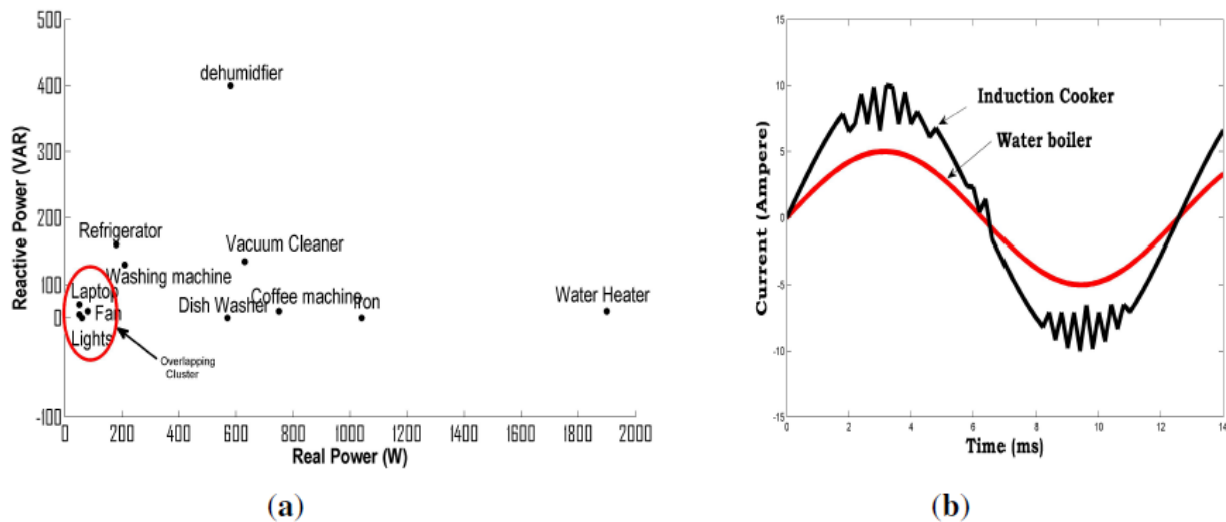
Συνολικά, οι υπογραφές σταθερής κατάστασης είναι απλά εκμεταλλεύσιμα χαρακτηριστικά που απαιτούν ελάχιστες απαιτήσεις υλικού. Ωστόσο, παρά τις επιπλέον πληροφορίες από τη διερεύνηση και των δύο P και Q, μπορεί να προκύψουν αμφισημίες υπογραφών σε ορισμένες περιπτώσεις. Για παράδειγμα, σκεφτείτε τις συσκευές που φαίνονται στο Σχήμα 5.4. Οι συσκευές στην κάτω αριστερή γωνία του διαγράμματος είναι δύσκολο να διακριθούν η μία από την άλλη (overlapping cluster).



Εικόνα 5.4

Αυτό δείχνει την ανάγκη για πρόσθετες διαστάσεις υπογραφής (βλ. παρακάτω στις υβριδικές προσεγγίσεις) και ενισχύει την άποψη ότι διαφορετικοί τύποι υπογραφών μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση διαφορετικών κατηγοριών συσκευών. Για παράδειγμα, διαφορετικές κατηγορίες συσκευών αναγνωρίζονται χρησιμοποιώντας διαφορετικούς τύπους υπογραφών ανάλογα με το πόσο καλή είναι η απόδοση διαχωρισμού σε έναν δεδομένο χώρο υπογραφών.

Οι ερευνητές [63] έχουν προσπαθήσει να διαχωρίσουν το φορτίο χρησιμοποιώντας την πραγματική ισχύ ως μοναδικό χαρακτηριστικό και διαπίστωσαν ότι οι συσκευές υψηλής ισχύος με διακριτά χαρακτηριστικά κατανάλωσης, όπως οι ηλεκτρικοί θερμαντήρες και οι αντλίες νερού, μπορούν εύκολα να αναγνωριστούν από τις συγκεντρωτικές μετρήσεις. Ωστόσο, αυτή η μέθοδος δεν λαμβάνει υπόψη τις συσκευές με παρόμοια χαρακτηριστικά κατανάλωσης. Επιπλέον, οι ταυτόχρονες μεταβάσεις καταστάσεων των συσκευών οδηγούν σε εσφαλμένα αποτελέσματα. Για την αντιμετώπιση ορισμένων από αυτά τα ζητήματα, έχει αποδειχθεί [64] ότι οι συσκευές τύπου I υψηλής ισχύος και ορισμένες συσκευές τύπου II μπορούν εύκολα να διακριθούν αναλύοντας τις βαθμίδες στις πραγματικές και άεργες ισχύς. Ταυτόχρονα, είναι δύσκολο για τη μέθοδο αλλαγής ισχύος να διακρίνει συσκευές που παρουσιάζουν επικάλυψη στον χώρο χαρακτηριστικών P-Q, ειδικά τις συσκευές χαμηλής ισχύος όπως φαίνεται στο Σχήμα 3(α) [65].



Εικόνα 5.5 (α) Κατανομή φορτίων στο επίπεδο P-Q, (β) Ρεύμα κατανάλωσης γραμμικών και μη γραμμικών φορτίων

Για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί των μεθόδων που βασίζονται στην ισχύ, οι ερευνητές [66] έχουν προσπαθήσει να αναλύσουν τις κυματομορφές του ρεύματος (I) και της τάσης (V) και να εξάγουν μοναδικά χαρακτηριστικά για κάθε συσκευή, όπως οι μέγιστες και οι RMS (Root Mean

Square) τιμές ρεύματος και τάσης, καθώς και η διαφορά φάσης (φ) και ο συντελεστή ισχύος (PF) ώστε να προσδιορίσουν μοναδικά τη δραστηριότητα μιας συσκευής.

Ο συντελεστής ισχύος είναι ο λόγος μεταξύ της πραγματικής και της φαινόμενης ισχύος (που είναι το γινόμενο των IRMS and VRMS) και κυμαίνεται από 0 έως 1 ανάλογα με το αν το φορτίο είναι επαγωγικό, χωρητικό ή ωμικό. Αυτά τα χαρακτηριστικά V-I σε συνάρτηση με το χρόνο έχουν δείξει καλή απόδοση όταν χρησιμοποιούνται στο Real Time Recognition and Profiling of Appliances (RECAP) [67] για την αναγνώριση της λειτουργίας On/Off των οικιακών συσκευών. Το σύστημα RECAP ήταν η πρώτη συστηματική προσπάθεια ενσωμάτωσης του προφίλ και της αναγνώρισης συσκευών σε ένα ενιαίο πλαίσιο, ωστόσο αναγνωρίστηκε ότι τα χαρακτηριστικά σταθερής κατάστασης δεν είναι κατάλληλα για την αναγνώριση λειτουργιών πολλαπλών καταστάσεων συσκευών.

Διαπιστώθηκε ότι τα χαρακτηριστικά της ρίζας μέσου τετραγώνου (RMS) είναι πιο διακριτικά σε σύγκριση με τις μέγιστες τιμές, ωστόσο το πειραματικό σύνολο δεδομένων δεν περιλαμβάνει συσκευές τύπου III. Επιπλέον, δεν υπάρχει συζήτηση για την ανίχνευση ταυτόχρονων ακολουθιών ενεργοποίησης συσκευών.

Αξίζει να αναφερθεί ότι οι ερευνητές έχουν τονίσει τη χρήση της ανάλυσης της σειράς Fourier για τον προσδιορισμό των αρμονικών εισόδου του ρεύματος. Οι αρμονικές του ρεύματος μπορούν να χαρακτηρίσουν μοναδικά τα μη γραμμικά φορτία που καταναλώνουν μη ημιτονοειδές ρεύμα κατά τη λειτουργία. Μπορεί εύκολα να φανεί από το Σχήμα 5.5(β) ότι ο βραστήρας νερού έχει ημιτονοειδές ρεύμα σε αντίθεση με τον επαγωγικό φούρνο, ενώ οι αρμονικές υψηλής τάξης στην κυματομορφή του ρεύματος του επαγωγικού φούρνου είναι εύκολα ορατές. Οι αρμονικές έχουν χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με χαρακτηριστικά πραγματικής και άεργης ισχύος [68] για να βελτιώσουν την απόδοση του αλγορίθμου ανίχνευσης. Ωστόσο, η ανάλυση αρμονικών απαιτεί υψηλό ρυθμό δειγματοληψίας των κυματομορφών. Έχει αποδειχθεί ότι οι συσκευές που λειτουργούν παράλληλα έχουν μοναδικές αρμονικές υπογραφές σταθερής κατάστασης για κάθε συνδυασμό τους. Αν και αυτή η προσέγγιση είναι κατάλληλη για την αναγνώριση φορτίων τύπου I και τύπου IV, για να πραγματοποιηθεί η αναγνώριση φορτίου απαιτείται η διαθεσιμότητα μοναδικών συνόλων αρμονικών υπογραφών για όλες τις πιθανές συσκευασίες συσκευών.

Οι συγγραφείς H. Y. Lam; G. S. K. Fung; W. K. Lee στο βιβλίο τους «A Novel Method to Construct Taxonomy Electrical Appliances Based on Load Signatures» [69] [70] πρότειναν μια νέα μέθοδο χρήσης της τροχιάς V-I για την κατηγοριοποίηση μιας ομάδας συσκευών. Για κάθε συσκευή, η τροχιά V-I έχει σχεδιαστεί χρησιμοποιώντας τις κανονικοποιημένες τιμές ρεύματος και τάσης. Η τροχιά V-I διαχωρίζει την κατηγορία των συσκευών σε οκτώ ομάδες με υψηλή ακρίβεια,

παρέχοντας περαιτέρω υποκατηγοριοποίηση εντός κάθε ομάδας. Έχει αποδειχθεί ότι η προσέγγιση βάσει V-I είναι πιο αποτελεσματική από τις υπάρχουσες προσεγγίσεις που βασίζονται σε μετρήσεις ισχύος για την κατασκευή μιας ταξινομίας ηλεκτρικών συσκευών λόγω των διακριτών καμπυλών V-I.

Πρέπει επίσης να κάνουμε μια αναφορά στην υπογραφή EMI (Electromagnetic Interference). Η EMI είναι ένα μοναδικό σήμα θορύβου που παράγεται από ηλεκτρικές και ηλεκτρονικές συσκευές κατά τη λειτουργία τους. Κάθε συσκευή εκπέμπει έναν χαρακτηριστικό ηλεκτρομαγνητικό θόρυβο λόγω της λειτουργίας των εσωτερικών της κυκλωμάτων και εξαρτημάτων, όπως είναι τα μοτέρ, τα μετασχηματιστές και τα κυκλώματα τροφοδοσίας. Αυτές οι υπογραφές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση και τον διαχωρισμό των συσκευών σε συστήματα παρακολούθησης και διαχείρισης ενέργειας.

Οι Gupta, S.; Reynolds, M.S.; Patel. [71] πρότειναν μια ενδιαφέρουσα προσέγγιση στην οποία έχει αποδειχθεί ότι οι συσκευές εξοπλισμένες με Τροφοδοτικό σε Λειτουργία Διακόπτη (Switch Mode Power Supply - SMPS) μπορούν να χαρακτηριστούν αναλύοντας τον θόρυβο σταθερής κατάστασης τάσης που παράγεται κατά τη λειτουργία τους. Ωστόσο, το μειονέκτημα είναι ότι αυτή η μέθοδος είναι ευαίσθητη στην καλωδίωση του περιβάλλοντος που παρακολουθούμε.

Στον Πίνακα 1 παρέχουμε μια σύνοψη της αναφοράς μας για τις μεθόδους σταθερής κατάστασης NILM και επισημαίνουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των διάφορων προσεγγίσεων.

Μέθοδος Σταθερής Κατάστασης	Χαρακτηριστικά	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Αλλαγή Ισχύος	Μεταβολή Σταθερής Κατάστασης της Πραγματικής και Άεργης Ισχύος, ΔP , ΔQ	Οι συσκευές υψηλής ισχύος μπορούν να αναγνωριστούν εύκολα, Χαμηλή απαίτηση δειγματοληψίας	Οι συσκευές χαμηλής ισχύος παρουσιάζουν επικάλυψη στον χώρο P-Q, Χαμηλή απόδοση στην αναγνώριση τύπου II, III και IV φορτίων.
Χαρακτηριστικά Χρονικής και Συχνότητας Κυματομορφών VI	Αρμονικές Σταθερής Κατάστασης υψηλής τάξης, I_{rms} , I_{avg} , I_{peak} , V_{rms} , Συντελεστής Ισχύος	Οι κλάσεις συσκευών μπορούν εύκολα να κατηγοριοποιηθούν σε αντιστατικά, επαγωγικά και ηλεκτρονικά φορτία	Υψηλή απαίτηση δειγματοληψίας, Χαμηλή ακρίβεια για φορτία τύπου III, Επικαλυπτόμενα χαρακτηριστικά για καταναλωτικά ηλεκτρονικά τύπου I και II, Αδυναμία διαχωρισμού

			ταυτόχρονων ενεργοποιήσεων συσκευών
Τροχιά V-I	Χαρακτηριστικά σχήματος της τροχιάς V-I: ασυμμετρία, κατεύθυνση κυκλώματος, περιοχή, καμπυλότητα μέσης γραμμής, αυτο-διατομή, κλίση μεσαίου τμήματος, περιοχή τμημάτων και κορυφή μεσαίου τμήματος	Λεπτομερής ταξινόμηση ηλεκτρικών συσκευών λόγω διακριτών καμπυλών V-I	Ευαίσθητο σε σενάριο πολυφορτίων, Υπολογιστικά εντατικό, Τα μικρότερα φορτία δεν έχουν διακριτά μοτίβα τροχιάς

Θόρυβος Σταθερής Κατάστασης Τάσης	Υπογραφές EMI	Οι συσκευές που βασίζονται σε μοτέρ μπορούν εύκολα να διακριθούν καθώς παράγουν συγχρονισμένο θόρυβο τάσης. Ανίχνευση ταυτόχρονων ενεργοποιήσεων συσκευών, Οι καταναλωτικές συσκευές εξοπλισμένες με SMPS μπορούν να αναγνωριστούν με υψηλή ακρίβεια	Ευαίσθητο στην αρχιτεκτονική καλωδίωσης. Οι υπογραφές EMI επικαλύπτονται. Όχι όλες οι συσκευές είναι εξοπλισμένες με SMPS
-----------------------------------	---------------	--	---

Πίνακας 1: Σύνοψη μεθόδων σταθερής κατάστασης

5.2.2 Υπογραφές Μεταβατικής Κατάστασης

Οι στιγμιαίες διακυμάνσεις στην ισχύ ή στο ρεύμα που συνοδεύουν οποιοδήποτε συμβάν ενεργοποίησης πριν σταθεροποιηθούν σε μια σταθερή κατάσταση ονομάζονται μεταβατικές καταστάσεις. Δεδομένου ότι η φύση ή ο τύπος μιας δεδομένης συσκευής συνδέεται στενά με τα χαρακτηριστικά της μεταβατικής κατάστασης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αξιόλογη υπογραφή συσκευής.

Μά από τις πρώτες εξέχουσες έρευνες σε αυτόν τον τομέα έγινε από τον Leeb [72]. Στο έργο του Leeb, αναπτύχθηκε ένας ανιχνευτής συμβάντων μεταβατικής κατάστασης για το NILM για τη χαρτογράφηση των μεταβατικών καταστάσεων και της σχετικής προόδου του φάσματος του ρεύματος σε σχέση με το χρόνο στις αντίστοιχες συσκευές. Το βασικό πλεονέκτημα της πολυκλιμακωτής προσέγγισης (δενδροειδής αποσύνθεση), είναι ότι η ποσότητα της εκπαίδευσης που απαιτείται για κάθε συσκευή μειώνεται, επειδή χρειάζεται μόνο μία υπογραφή συσκευής για να

συνοψίσουμε τα χαρακτηριστικά λειτουργίας μιας κατηγορίας συσκευών. Για παράδειγμα, το γενικό σχήμα μεταβατικής κατάστασης διαφόρων κινητήρων επαγωγής είναι παρόμοιο. Το μέγεθος και η διάρκεια είναι απλά μια κλίμακα του ενός σε σχέση με το άλλο. Χρησιμοποιώντας αυτήν την παρατήρηση, αποδείχθηκε ότι η εφαρμογή ενός παραδείγματος μεταβατικής κατάστασης ενός κινητήρα για την αναγνώριση ενός κινητήρα διαφορετικού τύπου (που δεν έχει καταγραφεί στη βάση δεδομένων) είναι δυνατή.

Ως επέκταση του προαναφερθέντος έργου, οι Cox και Leeb [73] βασίστηκαν στον υπάρχοντα ανιχνευτή για να ερευνήσουν τις μεταβατικές καταστάσεις που σχετίζονται με την παραμόρφωση της τάσης γραμμής όταν οι συσκευές αλλάζουν καταστάσεις. Σε αντίθεση με την προηγούμενη εργασία τους, το φάσμα της τάσης από μία φάση σε ουδέτερο και από ουδέτερο σε γη, υπολογίζεται πριν ταξινομηθούν τα ανιχνευθέντα χαρακτηριστικά μεταβατικής κατάστασης. Ένα πλεονέκτημα εδώ είναι η χρήση μόνο χαρακτηριστικών τάσης, αποφεύγοντας την ανάγκη για οποιουδήποτε είδους μετατροπείς ρεύματος και απλοποιώντας τις προσπάθειες εγκατάστασης.

Ο Chang [74] ακολούθησε αργότερα την εργασία με τις μεταβατικές καταστάσεις εισάγοντας τον δικό του ανιχνευτή ενέργειας μεταβατικής κατάστασης ενεργοποίησης. Ο ανιχνευτής βασίζεται σε έναν επαναληπτικό αλγόριθμο που υπολογίζει την ενέργεια που σχετίζεται με ένα συμβάν μεταβατικής κατάστασης. Ένας προβληματισμός είναι η επαναληψιμότητα των υπογραφών μεταβατικής κατάστασης, καθώς το σχήμα της μεταβατικής κατάστασης μπορεί να αλλάξει ανάλογα σε ποια φάση βρίσκεται το σήμα τάσης όταν ενεργοποιείται ο διακόπτης. Για να αποδείξει ότι η μεταβατική κατάσταση είναι αρκετά επαναλήψιμο χαρακτηριστικό, έδειξε ότι η μεταβλητότητα είναι μικρότερη από 1%.

Παρά τον πλούτο πληροφοριών που προσφέρει η ανάλυση μεταβατικών καταστάσεων, το πρόβλημα με τις μεταβατικές καταστάσεις είναι ότι τα συμβάντα απενεργοποίησης είναι δύσκολο να ταξινομηθούν καθώς δεν είναι τόσο εμφανή όσο τα αντίστοιχα συμβάντα ενεργοποίησης. Επίσης, υπάρχει η αναπόφευκτη πρόσθετη απαίτηση για τη χρήση υψηλών ρυθμών δειγματοληψίας για τη σύλληψη των σημαντικών χαρακτηριστικών μεταβατικής κατάστασης. Εκτός αν πρόκειται να εγκατασταθεί μια ξεχωριστή, πιο ικανή πρόσθετη συσκευή στο σημείο μέτρησης, αυτό παραμένει ως πρόβλημα καθώς οι περισσότεροι υπάρχοντες έξυπνοι μετρητές έχουν σχεδιαστεί να εξάγουν μόνο μετρήσεις ισχύος έως και μία φορά ανά δευτερόλεπτο.

Αν και αυτές οι προσεγγίσεις αποδείχθηκαν αποτελεσματικές για το διαχωρισμό φορτίου, η επαναληψιμότητα των μεταβατικών γεγονότων και η απαίτηση υψηλού ρυθμού δειγματοληψίας είναι οι κύριοι περιορισμοί. Επιπλέον, οι συσκευές με παρόμοια μεταβατικά χαρακτηριστικά δεν είναι διακριτές από αυτή την προσέγγιση.

Τέλος αξίζει να αναφερθεί ιδέα της ανάλυσης του φάσματος της κυματομορφής βάσει της Short-Time Fourier Transform (STFT) η οποία βρέθηκε να είναι αρκετά χρήσιμη για την ανίχνευση μεταβλητών φορτίων μαζί με άλλες συσκευές. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για την ανάλυση του φάσματος συχνότητας σημάτων που αλλάζουν με το χρόνο. Σε αντίθεση με τον κλασικό μετασχηματισμό Fourier, ο οποίος παρέχει πληροφορίες συχνότητας για ολόκληρο το σήμα χωρίς να λαμβάνει υπόψη τον χρόνο, το STFT αναλύει το σήμα σε μικρά χρονικά τμήματα, επιτρέποντας την παρακολούθηση των αλλαγών στη συχνότητα με το πέρασμα του χρόνου. Ωστόσο, ο κύριος σκοπός της παρακολούθησης φορτίου δεν είναι μόνο η ανίχνευση συσκευών, αλλά και η μέτρηση της ενεργειακής τους κατανάλωσης. Επομένως, οι ερευνητές συσχετίζουν τους φασματικούς φακέλους με τα P και Q για να αντιμετωπίσουν αυτό το πρόβλημα. Ωστόσο, η ανθεκτικότητα του συνδυασμένου συνόλου χαρακτηριστικών δεν έχει αξιολογηθεί παρουσία άγνωστων φορτίων. Ένας άλλος περιοριστικός παράγοντας είναι ότι η προτεινόμενη μέθοδος απαιτεί υπερβολική εκπαίδευση του συστήματος

Μέθοδοι Μεταβατικής Κατάστασης	Χαρακτηριστικά	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Μεταβατική Ισχύς	Επαναλαμβανόμενο μεταβατικό προφίλ ισχύος, φασματικοί φάκελοι	Οι συσκευές με τα ίδια χαρακτηριστικά κατανάλωσης ισχύος μπορούν εύκολα να διακριθούν, Αναγνώριση φορτίων τύπου I, II, III	Συνεχής παρακολούθηση, απαίτηση υψηλού ρυθμού δειγματοληψίας, ακατάλληλο για φορτία τύπου IV
Μεταβατικά ρεύματα ενεργοποίησης	Αιχμές ρεύματος, μέγεθος, διάρκεια, σχήμα των μεταβατικών καταστάσεων, χρόνος απόκρισης μεταβατικού γεγονότος	Λειτουργεί καλά για φορτία τύπου I και II, διακριτή μεταβατική συμπεριφορά σε σενάρια πολλαπλής λειτουργίας φορτίου	Κακή ανίχνευση ταυτόχρονων ενεργοποιήσεων/ απενεργοποιήσεων, αδυναμία χαρακτηρισμού φορτίων τύπου III και IV, ευαίσθητο στην αρχιτεκτονική καλωδίωσης, συγκεκριμένο για τη συσκευή
Δειγματοληψία θορύβου τάσης υψηλής συχνότητας	FFT θορύβου	Πολυ-καταστατικές συσκευές, καταναλωτικά ηλεκτρονικά με SMPS	Συγκεκριμένο για τη συσκευή, υπολογιστικά εντατικό, η επεξεργασία δεδομένων είναι πολύ δύσκολη

Πίνακας 2. Σύνοψη μεθόδων μεταβατικής κατάστασης.

Οι πρόσφατες εργασίες στο NILM από τους Patel et al. [75] δείχνουν ενθαρρυντικά αποτελέσματα χρησιμοποιώντας δειγματοληψία θορύβου τάσης υψηλής συχνότητας (HF) που συμβαίνει κατά τη διάρκεια των μεταβατικών γεγονότων (δηλαδή, από ενεργοποίηση σε απενεργοποίηση). Η κύρια ιδέα είναι ότι κάθε συσκευή εκπέμπει θόρυβο τάσης πίσω στην κύρια γραμμή. Αυτό ισχύει κυρίως για τις συσκευές εξοπλισμένες με SMPS που δημιουργούν ηλεκτρομαγνητική παρεμβολή. Αυτοί οι θόρυβοι κατηγοριοποιούνται σε τρεις τύπους: θόρυβος μεταβατικών γεγονότων ενεργοποίησης-απενεργοποίησης, θόρυβος γραμμής σταθερής κατάστασης, και συνεχής θόρυβος σταθερής κατάστασης. Αυτοί οι θόρυβοι μπορούν να μετρηθούν από οποιαδήποτε ηλεκτρική πρίζα μέσα στο σπίτι.

Το πρόβλημα με το τρέχον σύστημα αναγνώρισης συσκευών είναι ότι, για να μετρηθεί η άεργη και η πραγματική ισχύς, απαιτείται γνώση της γωνίας φάσης μεταξύ της τάσης εναλλασσόμενου ρεύματος και του ρεύματος, η οποία μπορεί να μετρηθεί χρησιμοποιώντας μαγνητικούς αισθητήρες. Αυτό απαιτεί την εγκατάσταση αυτών των αισθητήρων σε ένα σημείο μέτρησης από επαγγελματία ηλεκτρολόγο.

Ως λύση σε αυτό το πρόβλημα, ο Patel ανέπτυξε ένα πρωτότυπο μιας μονάδας που μπορεί να συνδεθεί σε οποιαδήποτε πρίζα. Η μελέτη αποκαλύπτει ότι οι υπογραφές θορύβου μεταβατικών γεγονότων παραμένουν σταθερές με την πάροδο του χρόνου και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση μοναδικών πηγών κατανάλωσης ενέργειας (δηλαδή, λαμπτήρας σε δωμάτιο 1 έναντι λαμπτήρα σε δωμάτιο 2). Ωστόσο, δεν είναι όλες οι συσκευές εξοπλισμένες με SMPS και οι υπογραφές θορύβου είναι ευαίσθητες στην αρχιτεκτονική καλωδίωσης. Επιπλέον, η μελέτη έχει αγνοήσει τις πηγές ηλεκτρομαγνητικής παρεμβολής στο περιβάλλον που θα μπορούσαν να επηρεάσουν την απόδοση του συστήματος. Παρέχουμε μια σύνοψη των πιο σημαντικών μεθόδων μεταβατικής κατάστασης NILM στον Πίνακα 2 και επισημαίνουμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των διάφορων προσεγγίσεων.

5.2.3 Υβριδικές Προσεγγίσεις

Ορισμένα χαρακτηριστικά είναι πιο εμφανή για μία κατηγορία συσκευών αλλά όχι για άλλες. Για να το κατανοήσουμε αυτό, πρέπει να εξετάσουμε τους τύπους συσκευών που συνήθως βρίσκονται σε οικιακά περιβάλλοντα. Ο Sultanem στη μελέτη του «Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level» [76] υποστηρίζει ότι υπάρχουν γενικά έξι κύριες κατηγορίες συσκευών:

- Αντιστάσεις (ηλεκτρικές θερμάστρες, θερμοσίφωνες, φούρνους και λαμπτήρες πυρακτώσεως. Στις συσκευές αυτές το ρεύμα και η τάση είναι συνήθως σε φάση, πράγμα που σημαίνει ότι η άεργη ισχύς είναι ελάχιστη ή ανύπαρκτη)
- Συσκευές με αντλία
- Κινητήρες
- Ηλεκτρονικές συσκευές
- Συσκευές ελέγχου ισχύος
- Φωτιστικά φθορισμού

Ανάλογα με τη συσκευή που πρέπει να ανιχνευτεί, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές υπογραφές για διαφορετικές κατηγορίες. Για παράδειγμα, οι συσκευές με αντίσταση δεν δείχνουν συνήθως χαρακτηριστικά μεταβατικής κατάστασης. Επομένως, είναι δύσκολο να διαχωριστεί ένα σύνολο των συσκευών αυτών μόνο με τα χαρακτηριστικά μεταβατικής κατάστασης. Ωστόσο, οι μεταβατικές καταστάσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν επιτυχώς για να διακρίνουν συσκευές που ανήκουν σε διαφορετικές κατηγορίες. Σκεφτείτε την περίπτωση όπου έχουμε ένα μικτό σύνολο συσκευών με αντίσταση, συσκευών με αντλία και συσκευών με κινητήρες. Χρησιμοποιώντας τις μεταβατικές καταστάσεις ως διακριτικό κατά την πρώτη διέλευση, το μικτό σύνολο θα μπορούσε να ταξινομηθεί σε συσκευές με αντίσταση και συσκευές χωρίς αντίσταση. Στη συνέχεια, ο διαχωρισμός εντός της κατηγορίας των συσκευών με αντίσταση μπορεί να βασιστεί σε άλλους τύπους υπογραφών, όπως οι τιμές σταθερής κατάστασης P και Q .

Η χρήση πολλαπλών υπογραφών είναι σίγουρα υποσχόμενη. Ο Chang [77], [78], [79] έδειξε ότι δεδομένων διαφορετικών συσκευών με τις ίδιες τιμές σταθερής κατάστασης P και Q , η αποσύνθεση με την προσθήκη χαρακτηριστικών μεταβατικής κατάστασης υπερिशύει της αποσύνθεσης μόνο με τις τιμές σταθερής κατάστασης P και Q .

5.3 Ανίχνευση Συμβάντων (Event detection)

Οι περισσότερες υπάρχουσες μέθοδοι NILM μπορούν να κατηγοριοποιηθούν είτε ως βασισμένες σε συμβάντα είτε ως μη βασισμένες σε συμβάντα [57].

5.3.1 Μέθοδοι βασισμένες σε συμβάντα

Οι μέθοδοι βασισμένες σε συμβάντα ξεκινούν γενικά με την ανίχνευση συμβάντων χρησιμοποιώντας αλγόριθμους ανίχνευσης ακμών στην καμπύλη συνολικής κατανάλωσης ισχύος. Στη συνέχεια, τα καταγεγραμμένα χαρακτηριστικά γύρω από το σημείο του συμβάντος ταξινομούνται σύμφωνα με ένα σύνολο κανόνων χρησιμοποιώντας μεθόδους μηχανικής μάθησης. Πρώτα, ανιχνεύονται βήματα αλλαγών σταθερής κατάστασης και στη συνέχεια τα χαρακτηριστικά ταξινομούνται χρησιμοποιώντας μοντέλα **Support Vector Machine** και μεθόδους **k-Nearest Neighbour**.

Ας δούμε ένα παράδειγμα με αριθμούς χρησιμοποιώντας τον **αλγόριθμο πλησιέστερου γείτονα** (k-Nearest Neighbor - kNN) σε Python. Θα δημιουργήσουμε ένα απλό σύνολο δεδομένων και θα εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο kNN για ταξινόμηση.

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε τα εξής δεδομένα:

- Χαρακτηριστικά (features): η ισχύς και ο χρόνος λειτουργίας.
- Ετικέτες (labels): 0 για την κατηγορία "Θέρμανση" και 1 για την κατηγορία "Φωτισμός" και 2 για την κατηγορία "Άλλη συσκευή".

Ισχύς (W)	Χρόνος (ώρες)	Κατηγορία
1500	2	0
2000	3	0
1800	4	0
40	10	1
60	8	1
55	7	1
500	1	2
1000	2	2
750	3	2
15	12	1
25	15	1
20	14	1

Θα χρησιμοποιήσουμε αυτά τα δεδομένα των δύο πρώτων στηλών για να προβλέψουμε την κατηγορία μιας οικιακής συσκευής .

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score

# Δεδομένα συσκευών: [Ισχύς σε Watt, Χρόνος λειτουργίας σε ώρες] και ετικέτες συσκευών
# Ετικέτες: 0 για συσκευές θέρμανσης, 1 για συσκευές φωτισμού, 2 για άλλες συσκευές
X = np.array([[1500, 2], [2000, 3], [1800, 4], [40, 10], [60, 8], [55, 7],
              [500, 1], [1000, 2], [750, 3], [15, 12], [25, 15], [20, 14]])

y = np.array([0, 0, 0, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 1, 1]) # Ετικέτες συσκευών

# Διαχωρισμός σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμής (80% εκπαίδευση, 20% δοκιμή)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Δημιουργία του μοντέλου k-NN με k=3
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)

```

```

# Εκπαίδευση του μοντέλου
knn.fit(X_train, y_train)

# Πρόβλεψη στις δοκιμαστικές τιμές
y_pred = knn.predict(X_test)

# Υπολογισμός ακρίβειας του μοντέλου
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f"Ακρίβεια του μοντέλου: {accuracy * 100:.2f}%")

```

```

# Οπτικοποίηση των δεδομένων
plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1], c=y, cmap='viridis', s=100)
plt.title('Κατηγοριοποίηση Συσκευών βάσει Ισχύος και Χρόνου Λειτουργίας')
plt.xlabel('Ισχύς (W)')
plt.ylabel('Χρόνος Λειτουργίας (ώρες)')
plt.colorbar(ticks=[0, 1, 2], label='Τύπος Συσκευής')
plt.show()

# Δοκιμή για νέα δεδομένα
new_device = np.array([[850, 4]]) # Νέα συσκευή: Ισχύς 850W, 4 ώρες λειτουργίας
prediction = knn.predict(new_device)
device_labels = {0: "Συσκευή θέρμανσης", 1: "Συσκευή Φωτισμού", 2: "Άλλη Συσκευή"}
print(f"Η νέα συσκευή ταξινομείται ως: {device_labels[prediction[0]]}")

```

Επεξήγηση του Κώδικα:

1. **Δεδομένα:** Δημιουργούμε ένα σύνολο δεδομένων συσκευών όπου οι συσκευές περιγράφονται από την ισχύ τους (σε Watt) και τον χρόνο λειτουργίας (σε ώρες). Επίσης, υπάρχουν τρεις κατηγορίες συσκευών: συσκευές θέρμανσης, συσκευές φωτισμού, και άλλες συσκευές.
2. **k-NN μοντέλο:** Χρησιμοποιούμε το μοντέλο k-NN με $k=3$ για να εκπαιδεύσουμε το σύστημα στην ταξινόμηση των συσκευών.
3. **Πρόβλεψη:** Προβλέπουμε την κατηγορία για νέα δεδομένα και υπολογίζουμε την ακρίβεια του μοντέλου.
4. **Οπτικοποίηση:** Παρουσιάζουμε τα δεδομένα σε ένα διάγραμμα διασποράς όπου κάθε χρώμα αντιπροσωπεύει διαφορετικό τύπο συσκευής.
5. **Νέα πρόβλεψη:** Τέλος, ταξινομούμε μία νέα συσκευή με βάση τα χαρακτηριστικά της.

Απαιτήσεις:

- scikit-learn: Για τον αλγόριθμο k-NN.
- matplotlib: Για την οπτικοποίηση των δεδομένων.

5.3.2 Μέθοδοι μη βασισμένες σε συμβάντα

Οι μέθοδοι μη βασισμένες σε συμβάντα δεν βασίζονται σε σχήματα ανίχνευσης ακμών πριν από την ταξινόμηση. Αντίθετα, κάθε δείγμα της συνολικής ισχύος λαμβάνεται υπόψη για εξαγωγή συμπερασμάτων. Παραδείγματα περιλαμβάνουν εργασίες που σχετίζονται με το Hidden Markov Model.

Το παρακάτω παράδειγμα παρουσιάζει πώς μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε HMM για να διαχωρίσουμε την κατανάλωση ενέργειας μεταξύ δύο συσκευών: ενός ψυγείου και ενός φούρνου μικροκυμάτων. Πάμε να δούμε τα βήματα:

1. **Ορισμός καταστάσεων και παρατηρήσεων:**
 - Καταστάσεις (S):
 - S1: Ψυγείο OFF
 - S2: Ψυγείο ON
 - S3: Φούρνος μικροκυμάτων OFF
 - S4: Φούρνος μικροκυμάτων ON

- Παρατηρήσεις (O):
 - $P(t)$: Η συνολική ισχύς που μετράται κάθε χρονική στιγμή t

2. Ορισμός πιθανότητας μετάβασης (A):

- Πιθανότητες μετάβασης μεταξύ των καταστάσεων των συσκευών.

Παράδειγμα:

```
A = [ [0.9, 0.1, 0.0, 0.0],
      [0.1, 0.9, 0.0, 0.0],
      [0.0, 0.0, 0.8, 0.2],
      [0.0, 0.0, 0.2, 0.8]
    ]
```

3. Ορισμός πιθανότητας εκπομπής (B):

- Πιθανότητες των παρατηρήσεων δεδομένης της κατάστασης. Παράδειγμα:

```
B = [
      [0.8, 0.2], # S1: Ψυγείο OFF
      [0.2, 0.8], # S2: Ψυγείο ON
      [0.7, 0.3], # S3: Φούρνος μικροκυμάτων OFF
      [0.3, 0.7]  # S4: Φούρνος μικροκυμάτων ON
    ]
```

- Όπου οι παρατηρήσεις είναι δύο επίπεδα ισχύος: χαμηλή (π.χ. 100W) και υψηλή (π.χ. 1000W).

4. Αρχικές πιθανότητες κατάστασης (π):

- Αρχικές πιθανότητες για κάθε κατάσταση. Παράδειγμα:

```
 $\pi = [0.25, 0.25, 0.25, 0.25]$ 
```

Έστω τώρα ότι έχουμε τις εξής παρατηρήσεις της συνολικής κατανάλωσης ισχύος σε 4 χρονικές στιγμές:

```
P = [100W, 1000W, 1100W, 100W]
```

Ανάλυση με HMM:

1. Αρχικοποίηση:

- Η αρχική κατάσταση είναι άγνωστη, άρα χρησιμοποιούμε τις αρχικές πιθανότητες

π.

2. Υπολογισμός πιθανοτήτων παρατήρησης:

- Για κάθε χρονική στιγμή t , υπολογίζουμε τις πιθανότητες να βρίσκονται οι συσκευές στις καταστάσεις S_1, S_2, S_3 , και S_4 .
- Χρησιμοποιούμε τους αλγόριθμους Viterbi ή Forward-Backward για να υπολογίσουμε τις πιθανολογικές διανομές των καταστάσεων δεδομένων των παρατηρήσεων.

Υπολογισμοί:

- Για την πρώτη χρονική στιγμή ($t=1$) και την παρατήρηση 100W:

- $P(S_1 | O_1) = \pi_1 * B_1(O_1) = 0.25 * 0.8 = 0.2$
- $P(S_2 | O_1) = \pi_2 * B_2(O_1) = 0.25 * 0.2 = 0.05$
- $P(S_3 | O_1) = \pi_3 * B_3(O_1) = 0.25 * 0.7 = 0.175$
- $P(S_4 | O_1) = \pi_4 * B_4(O_1) = 0.25 * 0.3 = 0.075$

3. Ενημέρωση πιθανοτήτων και συνέχιση:

- Συνεχίζουμε για τις επόμενες χρονικές στιγμές χρησιμοποιώντας τις πιθανότητες μετάβασης και εκπομπής για να ενημερώσουμε τις πιθανολογικές διανομές.

4. Τελική απόφαση:

- Χρησιμοποιούμε τις τελικές πιθανότητες για να αποφασίσουμε την πιο πιθανή αλληλουχία καταστάσεων που αντιστοιχεί στις παρατηρήσεις μας.

Με βάση τις πιθανότητες λοιπόν, μπορούμε να συμπεράνουμε ποια συσκευή ήταν ενεργοποιημένη ή απενεργοποιημένη σε κάθε χρονική στιγμή. Έτσι, το HMM μας βοηθά να αποσυνθέσουμε τη συνολική κατανάλωση ισχύος στις επιμέρους συσκευές χωρίς να βασιζόμαστε σε γεγονότα ενεργοποίησης/απενεργοποίησης.

5.3.3 Σύγκριση μεθόδων

Μεταξύ των δύο, οι μέθοδοι βασισμένες σε συμβάντα είναι πιο υπολογιστικά αποδοτικές καθώς η εξαγωγή συμπερασμάτων και η ταξινόμηση απαιτούνται μόνο για τα ανιχνευθέντα συμβάντα. Ωστόσο, μπορεί να συμβούν λανθασμένες ανιχνεύσεις και ψευδείς ανιχνεύσεις ακμών σε αντίθεση με την προσέγγιση μη βασισμένη σε συμβάντα όπου κάθε δείγμα λαμβάνεται υπόψη για ταξινόμηση. Η σύγκριση συνοψίζεται στον Πίνακα I [57].

Πίνακας Ι: Σύγκριση μεταξύ μεθόδων βασισμένων σε συμβάντα και μη βασισμένων σε συμβάντα

Μέθοδοι Βασισμένες σε Συμβάντα	Μέθοδοι Μη Βασισμένες σε Συμβάντα
Η ανίχνευση συμβάντων πραγματοποιείται σε κάθε δείγμα αλλά η εξαγωγή συμπερασμάτων γίνεται μόνο στις ανιχνευθείσες ακμές. Είναι πιο υπολογιστικά αποδοτική.	Δεν πραγματοποιείται ανίχνευση συμβάντων. Η εξαγωγή συμπερασμάτων πραγματοποιείται για κάθε δείγμα. Παραδείγματα περιλαμβάνουν αυτές που χρησιμοποιούν Μοντέλα Κρυφού Μάρκοβ (HMM) [36], [43].
Μπορεί να προκύψουν προβλήματα λανθασμένης ανίχνευσης ή ψευδούς ανίχνευσης.	Τα λάθη που προκαλούνται από λανθασμένη εκτίμηση για ένα δεδομένο δείγμα μπορούν να διορθωθούν.

Πίνακας Ι: Σύγκριση μεθόδων

5.4 Ταξινόμηση

Δεδομένης μιας ροής δειγμάτων, γίνεται αντιστοίχιση μεταξύ των εξαγόμενων χαρακτηριστικών και των χαρακτηριστικών που είναι αποθηκευμένα στη βάση δεδομένων για να εκτιμηθούν οι συσκευές που συνεισφέρουν στην συνολική ισχύ όπως φαίνεται από το σημείο μέτρησης. Διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενες εργασίες και μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ευρέως σε δύο ομάδες - επιβλεπόμενη μάθηση και μη επιβλεπόμενη μάθηση.

5.4.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση

Οι τεχνικές επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης απαιτούν ένα στάδιο εκπαίδευσης εκτός σύνδεσης για την οικοδόμηση των προαπαιτούμενων πληροφοριών κλάσης για μελλοντική πρόβλεψη. Μεταξύ άλλων, χρησιμοποιήθηκαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN), Support Vector Machines (SVM), Naive Bayes Classifier και k-Nearest Neighbour (kNN) για την επίλυση προβλημάτων NILM.

5.4.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Στον αντίποδα, η μη επιβλεπόμενη μάθηση, όπως υποδηλώνει το όνομά της, δεν απαιτεί καμία διαδικασία εκπαίδευσης πριν το σύστημα τεθεί σε λειτουργία. Στην πραγματικότητα, οι πληροφορίες που πρέπει να ληφθούν εκτός σύνδεσης εξάγονται από τα δεδομένα δοκιμής εν κινήσει. Αυτό μειώνει την παρεμβατικότητα των βημάτων εκπαίδευσης που απαιτούνται για τη

δημιουργία της βάσης δεδομένων συσκευών. Από την πρακτική άποψη και το στόχο της ευρείας ανάπτυξης, η μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι πιο ελκυστική από την επιβλεπόμενη. Μία από τις βασικές μεθόδους μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ομαδοποίηση (clustering). Οι ερευνητές [32] [52] χρησιμοποιούν και οι δύο παραλλαγές των μεθόδων ομαδοποίησης για να ομαδοποιήσουν αυτόματα παρόμοια σημεία στο χώρο των υπογραφών. Η ομαδοποίηση των σημείων σχηματίζει ένα σύμπλεγμα και συνήθως ακολουθείται από την επισήμανση αυτού του συμπλέγματος με ένα ουσιαστικό όνομα συσκευής που μπορεί να κατανοήσει ο τελικός χρήστης.

5.5 Συμπεράσματα

Εν ολίγοις, οι περισσότεροι αλγόριθμοι απαιτούν τεράστια εκπαίδευση εκτός σύνδεσης που δεν θα ήταν πρακτική για ευρείας κλίμακας ενσωμάτωση σε οικιακές κατοικίες. Παρόλο που υπάρχουν αρκετές εργασίες και έρευνες που σχετίζονται με τη μη επιβλεπόμενη μάθηση τα τελευταία χρόνια, δεν υπάρχουν ακόμα πλήρεις καθολικοί αλγόριθμοι NILM που να λειτουργούν για όλους τους τύπους συσκευών.

Συνοψίζοντας, οι βασικές πτυχές που ορίζουν ένα σύστημα NILM είναι οι εξής:

- Υπογραφή συσκευής,
- Εκπαιδευτική διεισδυτικότητα,
- Βασισμένο σε συμβάντα ή μη βασισμένο σε συμβάντα,
- Αλγόριθμοι ταξινόμησης (επιβλεπόμενης ή μη επιβλεπόμενης μάθησης).

Ο Πίνακας II συνοψίζει τις απαιτήσεις για το μελλοντικό μας σύστημα. Η παράμετρος που πρέπει να εστιάσουμε είναι η διείσδυση της εκπαίδευσης και είναι σίγουρο πως χρειάζεται περισσότερη δουλειά μέχρι να αναπτυχθεί ένα πιο ισχυρό αυτοματοποιημένο σύστημα εκπαίδευσης NILM αφού δεν θα είναι αρκετά πρακτικό για μετρήσεις μεγάλης κλίμακας. Ωστόσο, οι υπάρχουσες μελέτες έχουν θέσει μια ισχυρή βάση και η περαιτέρω έρευνα και καινοτομία σε αυτόν τον τομέα θα πρέπει να συνεχίσουν την προσπάθεια για ένα πλήρες, αξιόπιστο σύστημα που θα μπορούσε να ενσωματωθεί με τα Έξυπνα Δίκτυα.

Πίνακας II: Παράμετροι που πρέπει να οριστούν για μια δεδομένη υλοποίηση NILM

Παράμετροι	Περιγραφή	Σχόλια
Υπογραφές Συσκευών	Μοναδικό αναγνωριστικό για μια δεδομένη συσκευή	Εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις δυνατότητες του υλικού παρακολούθησης. Πρέπει να χρησιμοποιηθεί περισσότερη από μία διάσταση.
Εκπαιδευτική Διευσδυτικότητα	Ποσότητα εργασίας που απαιτείται για την εκπαίδευση του συστήματος	Πρέπει να χρησιμοποιηθούν μέθοδοι μη επιβλεπόμενης μάθησης.
Ανίχνευση Συμβάντων	Βασισμένη σε συμβάντα ή μη βασισμένη σε συμβάντα	Για λόγους απόδοσης, θα χρησιμοποιήσουμε μεθόδους βασισμένες σε συμβάντα (βλέπε Πίνακα I).
Αλγόριθμοι Ταξινόμησης	Τεχνικές μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση χαρακτηριστικών	Πρέπει να είναι απλοί και υπολογιστικά αποδοτικοί. Ένα παράδειγμα είναι το k-NN που έχει αποδειχθεί ότι λειτουργεί ιδιαίτερα καλά [42].

Πίνακας II: Μελλοντικές απαιτήσεις

5.6 Ένα παράδειγμα επιμερισμού

Ας προχωρήσουμε σε ένα μικρό παράδειγμα διαχωρισμού της ενέργειας [80]. Τα δεδομένα εκπαίδευσης μας έρχονται ως λίστα με τις μετρήσεις ισχύος για κάθε συσκευή σε ένα νοικοκυριό. Σε ένα υποθετικό σπίτι με τέσσερις συσκευές, η λίστα θα μοιάζει ως εξής:

	Oven	TV	Dishwasher	Laptop
t_0	0	120	300	20
t_1	0	120	300	60
t_2	0	120	300	50
t_3	0	80	300	50
t_4	450	80	300	20
t_5	450	120	300	20
...

Πίνακας 3: Παράδειγμα δεδομένων εκπαίδευσης για ένα πρόβλημα διάκρισης ενέργειας. Για κάθε συσκευή, δίνεται η κατανάλωση ισχύος σε watt (W) σε κάθε δείγμα χρόνου.

Για το παράδειγμα, τα επαναλαμβανόμενα χρονικά βήματα στον πίνακα είναι περίπου σε διαστήματα 10 λεπτών. Τώρα, μόλις εκπαιδευτεί το σύστημα, ένα πρόβλημα διάκρισης παρουσιάζεται ως εξής:

$P = (440, 440, 400, 450, 750, 750, 750, 830, 850, 750, 570, 570, 570, 590)$

Το διάνυσμα P αντιπροσωπεύει μια ακολουθία μετρήσεων ισχύος (σε W) οι οποίες πρέπει να επιμεριστούν. Μια πιθανή λύση είναι η ακόλουθη:

	Total consumption	Oven	TV	Dishwasher	Laptop	Other
t_0	440	0	120	300	20	0
t_1	440	0	120	300	20	0
t_2	400	0	0	300	50	50
t_3	450	80	120	300	50	0
t_4	750	450	0	300	0	0
t_5	750	450	0	300	0	0
t_6	750	450	0	300	0	0
t_7	830	450	80	300	0	0
t_8	850	450	80	300	20	0
t_9	750	450	0	300	0	0
...

Πίνακας 4: Μια πιθανή λύση για το πρόβλημα του επιμερισμού.

Υπάρχουν μερικά ενδιαφέροντα σημεία που αξίζει να αναφερθούν εδώ. Πρώτον, το γεγονός ότι οι λύσεις δεν είναι μοναδικές: μπορεί κάποιος να έχει δύο διαφορετικές λύσεις που ελαχιστοποιούν το σφάλμα του επιμερισμού. Χρειάζεται να χρησιμοποιηθούν γνώσεις του πεδίου ή άλλες μέθοδοι για να επιλεγεί η καλύτερη. Ένα άλλο ενδιαφέρον πρόβλημα είναι η περιστασιακή "χαμένη ισχύς" που δεν εξηγείται από το σύστημα, αντιστοιχεί είτε σε συσκευές που λειτουργούν με αναπάντεχους τρόπους, είτε σε αόρατες συσκευές στο νοικοκυριό.

5.7 Τα οφέλη του επιμερισμού

Η NILM καταλαμβάνει όλο και περισσότερο χώρο στην τρέχουσα επιστημονική έρευνα, λόγω της ανάπτυξης των έξυπνων δικτύων και της μαζικής ανάπτυξης έξυπνων μετρητών. Αυτό οφείλεται επίσης, στα αδιαμφισβήτητα πλεονεκτήματα της NILM που επιτρέπουν την ανάπτυξη αρκετά χρήσιμων εφαρμογών. Μεταξύ αυτών μπορούν να διακριθούν:

- **Λεπτομερείς Λογαριασμοί κατανάλωσης:** Αποτελεί την πιο διαδεδομένη εφαρμογή, η οποία προσπαθεί να παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες στους λογαριασμούς κατανάλωσης των

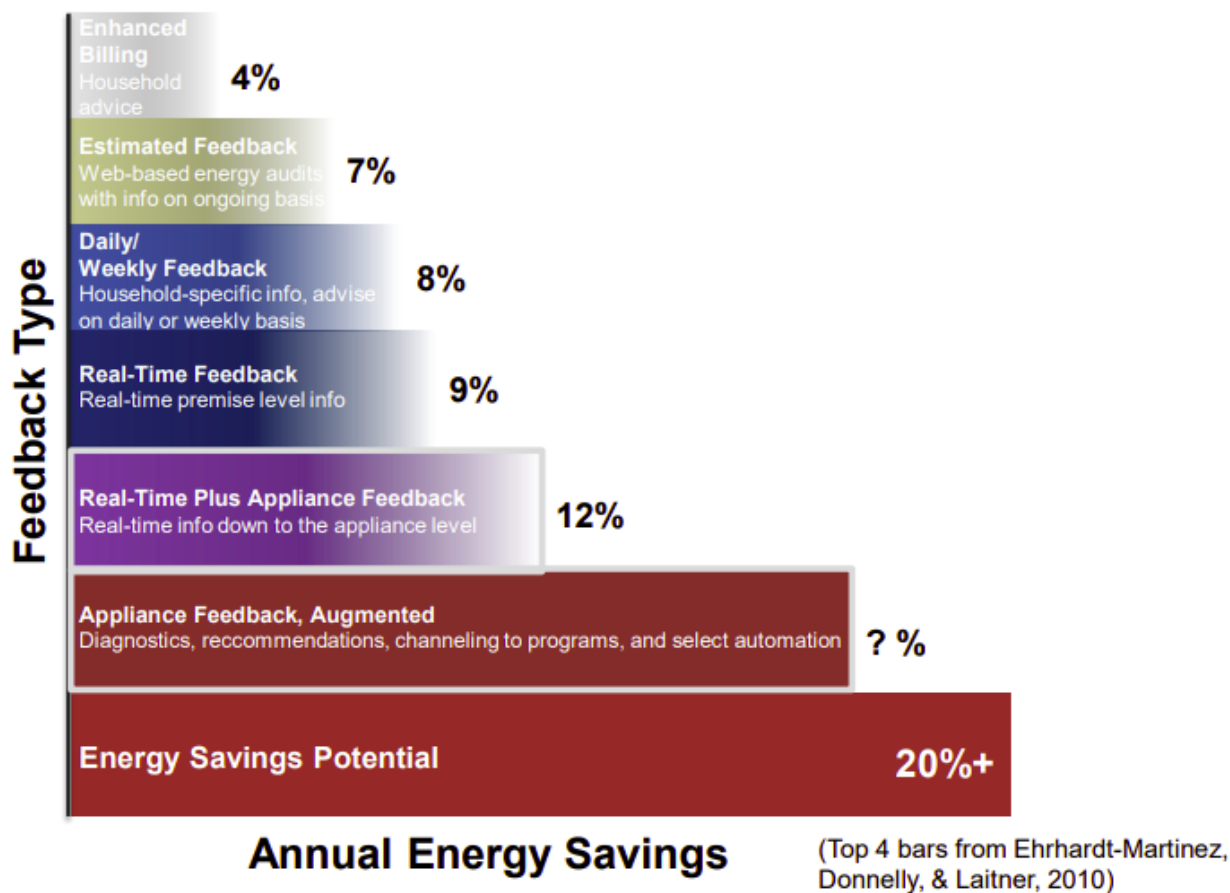
χρηστών, μέσω των οποίων δίνεται κίνητρο για αλλαγή συμπεριφοράς στην χρήση ενέργειας και εξασφαλίζεται μείωση των εξόδων ηλεκτρικής κατανάλωσης.

- **Εφαρμογή προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης** (*demand response programs*): Οι προμηθευτές ηλεκτρικής ενέργειας χρησιμοποιώντας πληροφορίες κατανάλωσης των πελατών τους, όπως η ανίχνευση περιόδων αδράνειας ή χρονικές συνήθειες χρήσης μεγάλων φορτίων, θα μπορούσαν να προσφέρουν προγράμματα προσαρμοσμένα στον τρόπο λειτουργίας του κοινού που στοχεύουν.

- **Καινοτόμες εφαρμογές παροχής υπηρεσιών**: Το πεδίο έρευνας γύρω από τη μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου μπορεί να οδηγήσει στην ανάπτυξη νέων εφαρμογών. Ενδεικτικά, τέτοιες εφαρμογές θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν υπηρεσίες όπως είναι ο υπολογισμός του ποσού χρέωσης για χρονικό διάστημα που επιλέγει ο χρήστης, η παροχή πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο σχετικά με το μοτίβο κατανάλωσης ενεργοποιημένων συσκευών ή ακόμα και παροχή υπενθυμίσεων, σχετικά με την απενεργοποίηση ορισμένων συσκευών πριν την αναχώρηση από την οικία.

- **Ανίχνευση Δυσλειτουργικών Συσκευών**: Η ακριβής καταγραφή του μοτίβου κατανάλωσης των συσκευών θα μπορούσε να αποβεί χρήσιμη για τον έλεγχο την κατάσταση των συσκευών και την ανίχνευση ελαττωματικών συσκευών.

- **Ανίχνευση Παράνομων Φορτίων**: η ανίχνευση των ανώμαλων φορτίων στα νοικοκυριά γίνεται ακριβέστερη και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναφορά πιθανών κλοπών ενέργειας σε δημόσια και ιδιωτικά κτίρια.



Εικόνα 5.4

Η γνώση του τι συμβάλλει στον ενεργειακό λογαριασμό ενός νοικοκυριού ή ενός κτιρίου γενικότερα, έχει γίνει πιο σημαντική από ποτέ με την αύξηση του κόστους ηλεκτρικής ενέργειας, τις μεταβαλλόμενες τιμές ηλεκτρικής ενέργειας και τον γενικό πληθωρισμό. Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα, η ετήσια εξοικονόμηση αυξάνεται στο 12% αν έχουμε δεδομένα σε πραγματικό χρόνο (smart meters) και θεωρητικά μπορεί να φτάσει το 20% στο μέλλον αν έχουμε fully intergrated smart meter data σε κάθε νοικοκυριό.

Η τρέχουσα πρακτική είναι να υπομετράται η ενεργειακή κατανάλωση εγκαθιστώντας ένα έξυπνο βύσμα (smart plug) ή ένα μετρητή ρεύματος σε κάθε κύρια συσκευή στην κατοικία. Ωστόσο, το τυπικό κόστος ενός έξυπνου βύσματος είναι περίπου 50 ευρώ. Σε ένα σπίτι με 5-10 μεγάλες συσκευές το κόστος ανέρχεται στα 500 ευρώ, χωρίς να συμπεριλαμβάνεται το πρόσθετο κόστος του λογισμικού που απαιτείται για την παροχή υπηρεσιών (ανάλυση δεδομένων) ή του εργατικού δυναμικού που απαιτείται για την εγκατάσταση του μετρητή. Για το λόγο αυτό, το κόστος της παραδοσιακής μέτρησης της κατανάλωσης (sub metering) είναι οικονομικά αβάσιμο για κατοικίες και εμπορικά κτίρια [81].

	Sensing Technology	Cost to Consumer	Installation Effort	Adoption
Hardware Disaggregation	Plug Level Hardware Monitors (e.g., Kill-A-Watt, EnergyHub)	\$30-\$50/plug; \$300-600/home	Most plugs – Med 240V plugs - Hard	Low; in existence for past 7-8 years
	Smart Appliances	\$100+ additional compared to non-Smart appliances	Easy	10-15 years after introduction for mass adoption
Software Disaggregation	House Level Current Sensor (example - TED, Blueline, Egauge etc.)	\$200+/house	Very Hard	Low (high cost + high effort)
	Smart Meter	None	None	Very High & fast (installed by utilities)

Εικόνα 5.6

Είναι πια φανερό πως απαιτείται μια εναλλακτική, πιο αποδοτική προσέγγιση παρακολούθησης της ενεργειακής κατανάλωσης για την αποτύπωση των προαναφερθέντων πλεονεκτημάτων.

Εκτός από το μειωμένο κόστος, μια συσκευή μέτρησης θα πρέπει να είναι φιλική προς το χρήστη, εύκολη στην εγκατάσταση και ενημερωτική με βάση τις συγκεκριμένες εφαρμογές για τις οποίες χρησιμοποιείται.

5.8 Αξιολόγηση της Ακρίβειας

Η ικανότητα των αλγορίθμων NILM (Non-Intrusive Load Monitoring) να **εκτελούν ακριβή επιμερισμό φορτίων** αποτελεί ένα δύσκολο πρόβλημα, αλλά έχει το πλεονέκτημα να βοηθά τους ιδιοκτήτες σπιτιών και τους ενοίκους να εξοικονομούν ενέργεια, γνωρίζοντας με ποιο τρόπο χρησιμοποιούνται οι συσκευές στο σπίτι και πόση ενέργεια καταναλώνουν.

Μια ανασκόπηση των αλγορίθμων NILM έχει οδηγήσει τους ερευνητές (H. Kim et al., 2010, Zeifman & Roth, 2011) [83], [87] στο συμπέρασμα ότι δεν υπάρχει συνεπής τρόπος μέτρησης της ακρίβειας. Ωστόσο, αυτό αρχίζει να αλλάζει σιγά σιγά. Από το 2011, έχουν κυκλοφορήσει δημόσια διαθέσιμα σύνολα δεδομένων για τους ερευνητές για δοκιμή (Ενότητα 5.7.1). Παρόλο που ορισμένοι ερευνητές εξακολουθούν να χρησιμοποιούν τις πιο βασικές μορφές μέτρησης ακρίβειας (Ενότητα 5.7.2), έχει γίνει συζήτηση για το πώς να μετρηθεί αποδοτικότερα. Η γνωστή μέτρηση, f-score (Ενότητα 5.7.3), έχει ήδη χρησιμοποιηθεί και πρόσφατα έχει αναπτυχθεί μια τροποποιημένη

έκδοση του f-score (Ενότητα 5.7.4) η οποία είναι πιο κατάλληλη για τη μέτρηση της ακρίβειας αλγορίθμων NILM [44].

5.8.1 Σύνολα Δεδομένων

Η σοβαρότητα γύρω από τις μετρήσεις ακρίβειας έχει οδηγήσει στη δημοσίευση και τη δημόσια διαθεσιμότητα ενός αριθμού υψηλής ποιότητας συνόλων δεδομένων. Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο, το MIT Reference Energy Disaggregation Data Set ή REDD (Kolter & Johnson, 2011) [36] παρέχει μετρήσεις υψηλής και χαμηλής συχνότητας ειδικά για οικιακή αποσύνθεση φορτίου. Το CMU Building-Level Fully Labeled Electricity Disaggregation dataset ή BLUED (K. Anderson et al., 2012) [38] περιέχει μετρήσεις υψηλής συχνότητας μιας μονοκατοικίας για μία εβδομάδα, ειδικά για οικιακή αποσύνθεση φορτίου. Υπάρχουν οργανισμοί που παρέχουν σύνολα δεδομένων για τους πελάτες τους. Για παράδειγμα το σύνολο δεδομένων της Plugwise χρησιμοποιήθηκε από τους Kolter et al. (2010) [47] και Reinhardt et al. (2012) [91], αλλά είναι διαθέσιμο μόνο κατόπιν υποβολής αιτήματος στην εταιρεία.

5.8.2 Βασική Ακρίβεια

Η πιο βασική μέτρηση ακρίβειας που χρησιμοποιείται από την πλειονότητα των ερευνητών NILM ορίζεται ως:

$$accuracy = \frac{correct\ matches}{total\ possible\ matches}.$$

Οι Tsai και Lin [81] χρησιμοποίησαν αυτή τη μέτρηση ακρίβειας χρησιμοποιώντας σωστά σήματα που ταιριάζουν και οι Chang et al. (2010) χρησιμοποίησαν ακρίβεια αναγνώρισης τόσο στα αποτελέσματα της εκπαίδευσης όσο και στις δοκιμές. Και οι δύο ανέφεραν υψηλά ποσοστά ακρίβειας ($\geq 95\%$ και 100% , αντίστοιχα). Παρόλα αυτά, οι αριθμοί μπορεί να είναι παραπλανητικοί καθότι δε συμπεριλαμβάνουν την απόδοση της ταξινόμησης. Για παράδειγμα, αν ένα ψυγείο λειτουργεί μόνο το 10% του χρόνου και ένας αλγόριθμος NILM (100% του χρόνου) λέει ότι το ψυγείο δεν λειτουργούσε, θα είχε μετρηθεί ακρίβεια 90%. Ο H. Kim et al. [83] επισημαίνει ότι τα αποτελέσματα ακρίβειας είναι «αρκετά παραμορφωμένα επειδή η χρήση μιας συσκευής είναι ένα σχετικά σπάνιο γεγονός και οι συσκευές που είναι εκτός λειτουργίας θα επιτύχουν υψηλή ακρίβεια». Συμπερασματικά, πρέπει να ληφθούν υπόψη καλύτερες μετρήσεις απόδοσης ακρίβειας.

5.8.3 F-Score

Το F-score (γνωστό και ως f-measure ή F1score) είναι ο αρμονικός μέσος της ακρίβειας και της ανάκλησης:

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\textit{precision} \cdot \textit{recall}}{\textit{precision} + \textit{recall}},$$

που έχει τη γενικότερη μορφή:

$$F_\beta = \frac{(\beta^2 + 1) \cdot \textit{precision} \cdot \textit{recall}}{\beta^2 \cdot \textit{precision} + \textit{recall}},$$

όπου τελικά ισορροπεί όταν $\beta=1$ (Sokolova et al., 2006) [84]. Η ακρίβεια είναι:

$$\textit{precision} = \frac{tp}{tp + fp},$$

και η ανάκληση είναι:

$$\textit{recall} = \frac{tp}{tp + fn},$$

όπου τα tp είναι οι αληθώς θετικές τιμές, τα fp είναι οι ψευδώς θετικές τιμές και τα fn είναι οι ψευδώς αρνητικές τιμές. Αυτή η μορφή μέτρησης ακρίβειας βρίσκεται συχνά στην ανάκτηση πληροφοριών και στην ταξινόμηση κειμένων/εγγράφων. Οι Figueiredo et al. (2011, 2012) [66], [85] χρησιμοποίησαν το f-score για να μετρήσουν τον αλγόριθμο NILM τους βασισμένοι σε 50 δείγματα δεδομένων για κάθε συσκευή. Οι Berges et al. (2010) [86] χρησιμοποίησαν το f-score τόσο για την εκπαίδευση όσο και για τη δοκιμή του αλγορίθμου NILM τους, συγκρίνοντας 5.5 ημέρες κατανάλωσης όπου οι προβλέψεις του αλγορίθμου NILM για μια συσκευή συγκρίθηκαν με τις αντίστοιχες μετρήσεις από μετρητές επιπέδου πρίζας. Ο H. Kim et al. (2010) [83] υποστήριξε ότι το f-score μετρά τα αποτελέσματα ενός δυαδικού ταξινομητή όμως τα σήματα ισχύος δεν είναι δυαδικά. Αυτό υποδηλώνει ότι πρέπει να ληφθεί υπόψη μια καλύτερη μέτρηση απόδοσης ακρίβειας.

5.8.4 Τροποποιημένο F-Score

Ο Η. Kim et al. (2010) [83] παρουσίασε το τροποποιημένο f-score, το οποίο υποστήριξαν ότι είναι πιο κατάλληλο για τη μέτρηση της απόδοσης ακρίβειας των αλγορίθμων NILM. Υποστηρίζουν ότι δεν πρέπει μόνο να μετράμε την ακρίβεια της ταξινόμησης της κατάστασης της συσκευής, αλλά επιπλέον πρέπει να μετράμε την ακρίβεια της προβλεπόμενης κατανάλωσης της συσκευής. Για να μετρήσουμε την ακρίβεια της ταξινόμησης της κατάστασης, ορίζουμε την δυαδική ταξινόμηση ως εξής:

$$label = \begin{cases} positive, & \text{if } power > 0, \\ negative, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Για να μετρήσουμε την ακρίβεια της προβλεπόμενης κατανάλωσης της συσκευής, τα tp χωρίζονται σε 2 μετρήσεις: ακριβείς αληθώς θετικές (atp) και ανακριβείς αληθώς θετικές (itp) – η προβλεπόμενη κατανάλωση ισχύος που διαφέρει σημαντικά από την πραγματική κατανάλωση χαρακτηρίζεται ως itp . Η πρόβλεψη ορίζεται ως εξής:

$$prediction = \begin{cases} tn, & \text{if } \hat{c} = 0 \text{ and } c = 0, \\ fn, & \text{if } \hat{c} = 0 \text{ and } c > 0, \\ fp, & \text{if } \hat{c} > 0 \text{ and } c = 0, \\ atp, & \text{if } \hat{c} > 0 \text{ and } c > 0 \text{ and } \delta \leq \rho, \\ itp, & \text{if } \hat{c} > 0 \text{ and } c > 0 \text{ and } \delta > \rho, \end{cases}$$

όπου δ είναι το σφάλμα είναι το όριο σφάλματος, c είναι η πραγματική κατανάλωση και \hat{c} είναι η προβλεπόμενη κατανάλωση. Η ακρίβεια επαναπροσδιορίζεται ως:

$$precision = \frac{atp}{atp + itp + fp},$$

και η ανάκληση επαναπροσδιορίζεται ως:

$$recall = \frac{atp}{atp + itp + fn}.$$

Το τροποποιημένο f-score είναι τώρα ο αρμονικός μέσος της επαναπροσδιορισμένης ακρίβειας και της επαναπροσδιορισμένης ανάκλησης. Την ίδια στιγμή, οι Zeifman και Roth (2011) [87]

έδειξαν ότι υπάρχουν δύο τύποι σφαλμάτων που χρειάζονται μετρήσεις ακρίβειας: λανθασμένη ανίχνευση (Τύπος I) και χαμένη ανίχνευση (Τύπος II). Υποστήριξαν ότι η καμπύλη ROC (receiver operating characteristic) απεικονίζει το "trade-off" μεταξύ της ειδικότητας (Τύπος I) και της ευαισθησίας (Τύπος II) αυτών των σφαλμάτων και αυτό το "trade-off" πρέπει να αξιολογηθεί. Η ειδικότητα είναι:

$$specificity = \frac{tn}{tn + fp},$$

και η ευαισθησία είναι το ισοδύναμο της ανάκλησης (*sensitivity = recall*). Η ROC χρησιμοποιεί την ειδικότητα και την ευαισθησία για να αξιολογήσει την απόδοση ενός αλγορίθμου σε ένα είδος ταξινόμησης. Αργότερα, ο Zeifman (2012) [88] εγκατέλειψε το επιχείρημα της ROC υπέρ της τροποποιημένης μέτρησης f-score.

5.8.5 Σύνοψη

Οι Zeifman και Roth (2011) [87] συζήτησαν ότι οι μετρήσεις ακρίβειας πρέπει να επεκταθούν για να περιλαμβάνουν την ακρίβεια ανίχνευσης (detection accuracy), την ακρίβεια αποσύνθεσης (disaggregation accuracy) και τη συνολική ακρίβεια (overall accuracy) κι αυτό γιατί οι αλγόριθμοι NILM είναι γενικά ένας σύνθετος συνδυασμός πολλών αλγορίθμων.

Κάθε αλγόριθμος που συνθέτει το NILM έχει ένα ορισμένο ποσοστό σφάλματος που είναι διακριτό και επηρεάζει τους αλγορίθμους και τη συνολική ακρίβεια και απόδοση του αλγορίθμου NILM. Υπάρχουν σφάλματα και ανακρίβειες στην παρακολούθηση της ισχύος που επηρεάζουν την ανίχνευση συμβάντων (event detection). Τα σφάλματα και οι ανακρίβειες στην ανίχνευση συμβάντων συνδυάζονται με τις ανακρίβειες της παρακολούθησης φορτίου. Τα σφάλματα και οι ανακρίβειες στην εξαγωγή χαρακτηριστικών συνδυάζονται με τα προηγούμενα δύο βήματα και συνδυάζονται με τα σφάλματα στην ταξινόμηση. Μέχρι να λάβει χώρα η ταξινόμηση, οι ανακρίβειες στην παρακολούθηση φορτίου μπορεί να συμβάλλουν σημαντικά στις ανακρίβειες στην ταξινόμηση. Χωρίς να εξετάσουμε κάθε βήμα, δεν μπορούμε να αξιολογήσουμε σωστά τον αντίκτυπο των επιλογών των αλγορίθμων που έλαβαν χώρα σε κάθε βήμα για να καθορίσουμε πώς να βελτιώσουμε/βελτιστοποιήσουμε τον αλγόριθμο NILM.

6. Περιορισμοί και Μελλοντικές Κατευθύνσεις

6.1 Αναγνώριση περιορισμών

Εστιάζοντας στους αλγόριθμους NILM για το σπίτι, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί που πρέπει να καλυφθούν πριν το NILM θεωρηθεί επιτυχημένο για οικιακή χρήση στο πλαίσιο εξοικονόμησης ενέργειας που θέλουμε να επιτύχουμε. Ο Zeifman (2012) [88] έχει αναγνωρίσει έξι απαιτήσεις που περιορίζουν περαιτέρω το χώρο των λύσεων για την εφαρμογή του NILM στα νοικοκυριά.

Ας αναλύσουμε αυτούς τους περιορισμούς με περισσότερες λεπτομέρειες:

- επιλογή χαρακτηριστικών
- ακρίβεια
- χωρίς εκπαίδευση
- δυνατότητες σχεδόν σε πραγματικό χρόνο
- επεκτασιμότητα
- διάφοροι τύποι συσκευών

1. Επιλογή Χαρακτηριστικών

Η επιλογή χαρακτηριστικών περιορίζει τους κατάλληλους αλγόριθμους NILM ανάλογα με τις μετρήσεις που είναι διαθέσιμες από τους έξυπνους μετρητές. Οι έξυπνοι μετρητές συνήθως παρέχουν δεδομένα σε ρυθμό δειγματοληψίας 0.2-1Hz, το οποίο περιορίζει τις πληροφορίες που μπορούν να εξάγουν οι αλγόριθμοι. Για παράδειγμα, οι αλγόριθμοι που χρειάζονται δεδομένα υψηλής συχνότητας για να εντοπίσουν λεπτές διακυμάνσεις ισχύος μπορεί να μην αποδώσουν καλά σε αυτό το εύρος.

Συμπερασματικά, οι αλγόριθμοι επιμερισμού απαιτούν διαφορετικές συχνότητες δειγματοληψίας, από 1 ώρα έως και 1 MHz, ανάλογα με την ακρίβεια που επιδιώκεται. Χαμηλότερες συχνότητες δειγματοληψίας χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό βασικών συσκευών, ενώ υψηλότερες συχνότητες για τον διαχωρισμό περισσότερων συσκευών.

2. Ακρίβεια

Η ακρίβεια των αλγορίθμων είναι ένα κρίσιμο σημείο. Οι κάτοικοι ενός νοικοκυριού θα δέχονταν ένα σύστημα NILM μόνο αν προσφέρει αρκετά υψηλή ακρίβεια στην αναγνώριση των συσκευών. Ο Zeifman [88], αναφέρει ότι η ελάχιστη αποδεκτή ακρίβεια είναι περίπου 80-90%, αλλά αυτό

μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με τις προσδοκίες και τις ανάγκες του χρήστη. Αν η ακρίβεια είναι χαμηλότερη, η τεχνολογία μπορεί να θεωρηθεί ανεπαρκής για καθημερινή χρήση.

3. Χωρίς Εκπαίδευση

Ένας βασικός περιορισμός είναι η απαίτηση για μη εκπαίδευση των συστημάτων NILM. Αυτό σημαίνει ότι οι αλγόριθμοι θα πρέπει να μπορούν να εντοπίζουν και να διαχωρίζουν τα φορτία χωρίς να απαιτείται μεγάλη προσπάθεια από τους κατοίκους για να τους "εκπαιδεύσουν". Δηλαδή, το σύστημα πρέπει να είναι εύχρηστο, να λειτουργεί άμεσα χωρίς τη συνεχή παρέμβαση των χρηστών για την εκμάθηση του συστήματος, κάτι που μπορεί να αποθαρρύνει τους χρήστες από τη χρήση της τεχνολογίας.

4. Δυνατότητες σε Σχεδόν Πραγματικό Χρόνο

Οι δυνατότητες λειτουργίας σε σχεδόν πραγματικό χρόνο είναι απαραίτητες για την παρακολούθηση της κατανάλωσης ενέργειας, καθώς οι χρήστες θέλουν να γνωρίζουν τις αλλαγές στην κατανάλωση ισχύος τη στιγμή που συμβαίνουν. Αυτό απαιτεί αλγόριθμους που είναι αποδοτικοί και γρήγοροι στην επεξεργασία των δεδομένων, χωρίς να καθυστερούν. Ο αλγόριθμος πρέπει να μπορεί να λειτουργεί σε online περιβάλλον και να αναγνωρίζει τα συμβάντα όσο αυτά συμβαίνουν, γεγονός που απαιτεί ανθεκτικότητα και αποτελεσματικότητα στην επεξεργασία δεδομένων.

5. Επεκτασιμότητα

Η επεκτασιμότητα είναι ένα σημαντικό θέμα. Ο αλγόριθμος NILM πρέπει να μπορεί να προσαρμόζεται σε ένα αυξανόμενο αριθμό συσκευών χωρίς να απαιτείται επιπλέον υπολογιστική ισχύς ή εξοπλισμός. Αν και τα συστήματα πρέπει να είναι σε θέση να αναγνωρίζουν 10-20 συσκευές, όπως προτείνει ο Zeifman, ο χρόνος επεξεργασίας ή η ανάγκη για πρόσθετο υλικό δεν πρέπει να αυξάνονται δραματικά. Αυτό εξασφαλίζει ότι η τεχνολογία παραμένει προσιτή και αποτελεσματική ακόμη και σε μεγαλύτερα νοικοκυριά με περισσότερες συσκευές.

6. Διάφοροι Τύποι Συσκευών

Οι διαφορετικοί τύποι συσκευών περιορίζουν τους κατάλληλους αλγόριθμους NILM σε εκείνους που μπορούν να ανιχνεύσουν τους τέσσερις τύπους συσκευών που συζητήθηκαν στην Ενότητα 3.4.1 : απλές on/off, πεπερασμένης κατάστασης, συνεχώς μεταβαλλόμενες και σταθερής κατανάλωσης. Οι αλγόριθμοι πρέπει να είναι ικανοί να ανιχνεύουν όλα αυτά τα μοτίβα και να τα διαχωρίζουν αποτελεσματικά.

6.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

«The future belongs to those who understand that doing more with less is compassionate, prosperous and enduring and thus more intelligent, even competitive.»

Το μέλλον ανήκει σε εκείνους που καταλαβαίνουν ότι το να κάνεις περισσότερα με λιγότερα είναι φιλεύσπλαχνο, προσφέρει ευημερία και διάρκεια, και επομένως είναι πιο έξυπνο, ακόμη και πιο ανταγωνιστικό. (Paul Hawken)

Το απόφθεγμα του Paul Hawken είναι εξαιρετικά σχετικό με την τρέχουσα περιβαλλοντική κατάσταση. Με έναν τρόπο αυτό ισχύει επίσης και για τον σχεδιασμό αλγορίθμων NILM. Αν λάβουμε υπόψη τους στόχους που θέλουμε να επιτύχουμε (εξοικονόμηση ενέργειας οικίας) πρέπει να ερευνήσουμε και να πειραματιστούμε με κατάλληλους αλγόριθμους και δεδομένα, με στόχο την ανάπτυξη και αξιολόγηση σε συνηθισμένα σπίτια. Ο ορισμός ενός επιτυχημένου αλγόριθμου NILM πρέπει να επανεκτιμηθεί και να ευθυγραμμιστεί με τον στόχο που θέλουμε να επιτύχουμε.

Αναλογιζόμενοι λοιπόν το γενικό πλαίσιο εξοικονόμησης που θέλουμε να επιτύχουμε, βλέπουμε ότι το NILM είναι μόνο η αρχή. Υπάρχει ακόμα πολύς δρόμος που πρέπει να διανυθεί για να ενημερωθούν οι κάτοικοι για το πώς καταναλώνουν ενέργεια και στη συνέχεια να προταθούν καλύτεροι τρόποι κατανάλωσης για να βοηθήσουν στην εξοικονόμηση κόστους και την προστασία του περιβάλλοντος.

Αρκετοί ερευνητές συζητούν την ανάγκη να επεκτείνουν τους αλγόριθμους NILM για να συμπεριλάβουν την ταξινόμηση και την αναγνώριση σύνθετων συσκευών, όχι μόνο τις απλές on/off συσκευές. Ο Zeifman (2012) σημειώνει ότι καμία λύση αλγορίθμου NILM δεν μπορεί να χειριστεί όλους τους τέσσερις τύπους συσκευών. Υπάρχουν όμως πολλοί τρόποι που έχουν αναγνωριστεί για να επιτευχθεί αυτό και συζητούνται στις παρακάτω ενότητες.

1. Μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων υπογραφών:

Οι Figueiredo et al. (2011, 2012) [66], [85] κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων υπογραφών από διάφορες συσκευές θα βελτιώνει την απόδοση των ταξινομητών τους, όπως οι SVM (Support Vector Machines) και k-NN (k-Nearest Neighbors). Αυτό οφείλεται στο ότι περισσότερα δεδομένα βελτιώνουν την ποικιλία και την ακρίβεια των χαρακτηριστικών που οι αλγόριθμοι μπορούν να μάθουν.

2. Τεχνικές συγχώνευσης δεδομένων:

Ο Jiang (2011) [89], επισημαίνει ένα βασικό πρόβλημα των αλγορίθμων NILM: κανένας δεν μπορεί να αναγνωρίσει όλους τους τύπους συσκευών που αναλύθηκαν στην ενότητα 3.4.1. Αυτό συμβαίνει επειδή οι συσκευές μπορεί να έχουν πολύπλοκες υπογραφές ή κοινά χαρακτηριστικά που μπερδεύουν τους αλγόριθμους. Για να το αντιμετωπίσει, προτείνει τη χρήση τεχνικών συγχώνευσης δεδομένων. Αυτές οι τεχνικές επιτρέπουν την αξιοποίηση δεδομένων από πολλές διαφορετικές πηγές ή αισθητήρες για να βελτιωθεί η ακρίβεια των προβλέψεων. Για παράδειγμα, ένας συνδυασμός αισθητήρων ισχύος, θερμοκρασίας ή δονήσεων μπορεί να παρέχει ένα πληρέστερο "προφίλ" μιας συσκευής, επιτρέποντας καλύτερο διαχωρισμό.

3. Αύξηση της χρονικής κλίμακας:

Οι Kolter και Jaakkola [48], προσπαθούν να επεκτείνουν την χρονική κλίμακα που χρησιμοποιούν για τη μη επιβλεπόμενη μάθηση. Αυτό είναι σημαντικό γιατί τα δεδομένα NILM προέρχονται από συνεχείς παρατηρήσεις κατανάλωσης ενέργειας σε ένα σπίτι. Η αύξηση της χρονικής κλίμακας σημαίνει ότι η ανάλυση θα γίνεται για μεγαλύτερες χρονικές περιόδους, επιτρέποντας την αναγνώριση πιο σύνθετων μοτίβων στις συσκευές (π.χ. συσκευές με πολλά επίπεδα λειτουργίας όπως οι θερμοσίφωνες).

Ένα βασικό πρόβλημα στη μη επιβλεπόμενη μάθηση σε αυτό το πλαίσιο είναι η δυσκολία δημιουργίας καθαρών ετικετών για τα δεδομένα. Όσο μεγαλύτερη είναι η χρονική περίοδος που μελετάται, τόσο περισσότερα δεδομένα έχουμε, αλλά η αναλυτική υπολογιστική ισχύς και οι πόροι που απαιτούνται αυξάνονται κατακόρυφα. Η επέκταση της χρονικής κλίμακας γίνεται επίσης δύσκολη όταν υπάρχουν διακυμάνσεις και αβεβαιότητα στη λειτουργία των συσκευών (π.χ. όταν ενεργοποιούνται και απενεργοποιούνται τυχαία).

Τέλος, ερευνούν μια μέθοδο που θα εξετάζει διαδοχικά το "μη εκχωρημένο" (unsigned) μέρος της ανάγνωσης ισχύος. Αυτό θα τους επέτρεπε να "δημιουργούν διαδοχικά μοντέλα για όλο και περισσότερες συσκευές" σε συνδυασμό με τον "hard EM" (Expectation Maximization algorithm).

4. Πρόσθετα δεδομένα από αισθητήρες:

Οι Kolter και Jaakkola [90], προτείνουν επίσης την ενσωμάτωση επιπλέον δεδομένων αισθητήρων όπως δονήσεις ή κατανάλωση νερού και φυσικού αερίου για καλύτερη

κατανόηση της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης. Αυτή η πολυδιάστατη προσέγγιση μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των προβλέψεων.

Αναφορές:

[1] Σχέδιο δράσης για βιώσιμες συνθήκες ζωής [Online].

Διαθέσιμο:

https://www.eib.org/attachments/lucalli/20230300_eib_group_activity_report_2023_el.pdf

[2] Techopedia, “What is a Smart Grid? - Definition from Techopedia.” [Online]. Διαθέσιμο:

<https://www.techopedia.com/definition/692/smart-grid>

[3] Κ. Βουρνάς και Γ. Κονταξής, Εισαγωγή στα Συστήματα Ηλεκτρικής Ενέργειας, Αθήνα: Ε.Μ.Π., 2001.

[4] ΥΠΕΚΑ, «Εθνικός Ενεργειακός Σχεδιασμός - Οδικός Χάρτης για το 2050,» Ε.Ε. και Ελλάδα, 2012

[5] Π. Μελαχροινούδης, «Η μετάβαση στα Ευφυή Ηλεκτρικά Δίκτυα και συμβολή της απόκρισης της Ζήτησης στην αξιοπιστία των Δικτύων Διανομής», 2015.

[6] [Online]. Διαθέσιμο: <https://ypodomos.com/poia-koinopraxia-anadeichthike-anadochos-gia-toys-protouys-360-000-exyprnoys-metrites-toy-deddie/>

[7] U.S. Energy Information Administration, International Energy Outlook 2017 [Online]

Διαθέσιμο: [https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484\(2017\).pdf](https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484(2017).pdf) [Πρόσβαση: 02-Σεπ-2021].

[8] K. Carrie Armel, Abhay Gupta, Gireesh Shrimali, Adrian Albert., “Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity.” Energy Policy, 2012.

[9] Networked Energy Services, ANSI Smart Meter [Online]. Διαθέσιμο: <https://www.networkedenergy.com/en/products/ansi-smart-meter>

[10] Angeliki M. Sarafi, Georgios I. Tsiropoulos, and P., «Hybrid Wireless-Broadband over Power Lines: A Promising Broadband Solution in Rural Areas,» 2009.

[11] Zoha A., Gluhak A., Muhammad Ali Imran, Rajasegarar S., “Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey” [Online]. Διαθέσιμο: [Sensors | Free Full-Text | Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey \(mdpi.com\)](https://www.mdpi.com/1920-7859/11/12/2200)

[12] Hart G.W., “Non intrusive appliance load monitoring.”, IEEE Proceedings 1992, 80, 1870 - 1891.

[13] Μιαρίτη Ευαγγελία, “Επιμερισμός καταναλισκόμενης ενέργειας συσκευών σε ένα έξυπνο δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας (Smart Power Grid)”, Διπλωματική εργασία, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών, Πανεπιστήμιο Πατρών, 2018.

[14] M.B. Figueiredo, A. De Almeida, B. Ribeiro, “An experimental study on electrical signature identification of non-intrusive load monitoring (nilm) systems”. International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms. 2011:31–40.

[15] K. Suzuki, S. Inagaki, T. Suzuki, H. Nakamura and K. Ito, “Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming”, 2008 SICE Annual Conference, Tokyo, 2008, pp. 2742-2747. doi: 10.1109/SICE.2008.4655131. 80 Αναφορές:

- [16] A. Cole, A. Albicki, "Nonintrusive identification of electrical loads in a three-phase environment based on harmonic content". Proceedings of the IMTC/2000 - 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference "Smart Connectivity: Integrating Measurement and Control", May 2000, pp. 24–29.
- [17] Ηλίας Τρουλλινός, "Εφαρμογή τεχνικών βαθιάς μάθησης στη μη παρεμβατική ανίχνευση οικιακών φορτίων", Διπλωματική Εργασία, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Ηλεκτρικής Ενέργειας, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, 2018.
- [18] Kaustav Basu, "Classification techniques for non-intrusive load monitoring and prediction of residential loads", PhD, Université de Grenoble, 2014.
- [19] Christoforos Nalmpantis, Dimitris Vrakas, "Machine learning approaches for nonintrusive load monitoring: from qualitative to quantitative comparison", 2018.
- [20] W. He, Y. Chai, "An Empirical Study on Energy Disaggregation via Deep Learning", 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Industrial Engineering (AIIE 2016), 2016.
- [21] Britannica, Machine Learning [Online].
Διαθέσιμο: <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/1116194/machine-learning>
- [22] Fabio Rinaldi, "Data analytics for energy disaggregation: methods and applications", Chapter 3.5, 2018.
- [23] Stuart Russell, Peter Norvig, "Artificial Intelligence: A Modern Approach" (2003) [1995].
- [24] Mwandau Brian, Nyanchama Matunda, "Investigating Keystroke Dynamics as a Two Factor Biometric Security", 2018.
- [25] S.Hochreiter and, J. Schmidhuber. "Long Short-Term Memory", Neural Computation, 1997.
- [26] J. Kelly, W. Knottenbelt, "Neural NILM: Deep Neural Networks Applied to Energy Disaggregation", Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments. ACM, 2015: 55-64.
- [27] W. He, Y. Chai, "An Empirical Study on Energy Disaggregation via Deep Learning", 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Industrial Engineering (AIIE 2016), 2016.
- [28] Neural Disaggregator repository [Online]. Διαθέσιμο: <https://github.com/OdysseasKr/neural-disaggregator>
- [29] The University of Auckland, "Chapter 8: Markov Chains" [Online]. Διαθέσιμο: <https://www.stat.auckland.ac.nz/~fewster/325/notes/ch8.pdf>.
- [30] Brilliant, Markov Chains [Online]. Διαθέσιμο: <https://brilliant.org/wiki/markov-chains/>
- [31] Jurgen Van Gael, Yee Whye Teh, "The Infinite Factorial Hidden Markov Model", 2017.
- [32] A. Zoha, A. Gluhak, M. Nati, M.A. Imran, "Low-power appliance monitoring using Factorial Hidden Markov Models". Proceedings of the 2013 IEEE 8th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing: Sensing the Future (ISSNIP '13), April 2013, pp. 527–532.
- [33] Γιονταμελή Θ . Αντουανέττα, «Κρυφά Ημιμαρκοβιανά Μοντέλα»

- [34] Rajendiran, Gopinath & Kumar, Mukesh & Joshua, C. & Srinivas, Kota, "Energy management using non-intrusive load monitoring techniques - State-of-the-art and future research directions". 2020. Sustainable Cities and Society.
- [35] NILM, NILM Wiki [Online]. Διαθέσιμο: <http://wiki.nilm.eu/datasets.html>
- [36] Kolter, J., & Johnson, M. (2011). Redd: A public data set for energy disaggregation research. In Workshop on data mining applications in sustainability (sigkdd), san diego, ca.
- [37] Jack Kelly & William Knottenbelt, "The UK-DALE dataset, domestic appliance- level electricity demand and whole-house demand from five UK homes", 2015.
- [38] Kyle Anderson, Adrian Filip Ocneanu, Diego Benítez, "BLUED: A Fully Labeled Public Dataset for Event-Based Non-Intrusive Load Monitoring Research", 2012.
- [39] Christian Beckel, Wilhelm Kleiminger, Romano Cicchetti, "The ECO Data Set and the Performance of Non-Intrusive Load Monitoring Algorithms", 2014.
- [40] Pecan Street, Residential Electric Disaggregation Training Kit, 2016.
- [41] iAWE [Online]. Διαθέσιμο: <https://iawe.github.io>
- [42] Christoph Klemenjak, Peter Goldsborough, "Non-Intrusive Load Monitoring: A Review and Outlook", 2016.
- [43] Marisa Batalha Figueiredo, "Contributions to Electrical Energy Disaggregation in a Smart Home", PhD, Department of Informatics Engineering, University of Coimbra, 2013.
- [44] Approaches to Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) in the Home by Stephen Makonin BTech, British Columbia Institute of Technology, 2009.
- [45] Akshay Utama Nambi S. N. Antonio Reyes Lua R. Venkatesha Prasad, "Loced: Location aware energy disaggregation framework technical report," 2015.
- [46] Éric D. Taillard "Design of Heuristic Algorithms for Hard Optimization" , University of Applied Sciences of Western, Switzerland
- [47] J. Z. Kolter, S. Batra, and A. Y. Ng, "Energy disaggregation via discriminative sparse coding," 2010.
- [48] J. Zico Kolter Tommi Jaakkola, "Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation", 2012.
- [49] F. Paradiso, F. Paganelli, D. Giuli, Samuele Capobianco, "Context-Based Energy Disaggregation in Smart Homes", 2016.
- [50] Misbah Aiad, Peng HinLee, "Non-intrusive load disaggregation with adaptive estimations of devices main power effects and two-way interactions", 2016.
- [51] Stephen Makonin, Fred Popowich, Ivan V. Bajic, Bob Gill, Lyn Bartram, "Exploiting HMM Sparsity to Perform Online Real-Time Nonintrusive Load Monitoring (NILM)", 2015
- [52] Matthew J. Johnson, Alan S. Willsky, "Bayesian Nonparametric Hidden Semi-Markov

Models”, 2013.

[53] Maria Kaselimi, Nikolaos Doulamis, Member, IEEE, Athanasios Voulodimos, Member, IEEE, Anastasios Doulamis, Member, IEEE, Eftychios Protopapadakis “EnerGAN++: A Generative Adversarial Gated Recurrent Network for Robust Energy Disaggregation” Διαθέσιμο: [EnerGAN++: A Generative Adversarial Gated Recurrent Network for Robust Energy Disaggregation – DOAJ](#)

[54] NILMTK, Maximum Likelihood Estimation algorithm [Online]. Διαθέσιμο: <https://notebook.community/josemao/nilmtk/notebooks/experimental/mle>

[55] Jack Kelly, “Disaggregation of Domestic Smart Meter Energy Data”, PhD, Imperial College of Science, Technology and Medicine Department of Computing, University of London, 2017.

[56] N. Batra, M. Gulati, A. Singh, and M. B. Srivastava. “It’s Different: Insights into home energy consumption in India” In Proceedings of the Fifth ACM Workshop on Embedded Sensing Systems for Energy-Efficiency in Buildings, 2013.

[57] “Recent Approaches to Non-intrusive Load Monitoring Techniques in Residential Settings” Yung Fei Wong, Y. Ahmet Sekercioglu, Tom Drummond, Voon Siong Wong, Department of Electrical and Computer Systems Engineering, Monash University, Melbourne, Australia.

[58] G. Hart, “Nonintrusive appliance load monitoring,” Proceedings of the IEEE, vol. 80, no. 12, pp. 1870–1891, 1992.

[59] A. Cole and A. Albicki, “Algorithm for nonintrusive identification of residential appliances,” in Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS ’98), vol. 3, pp. 338–341, IEEE, 1998.

[60] A. J. Bijker, “Active power residential non-intrusive appliance load monitoring system,” in AFRICON 2009, no. September, pp. 1–6, IEEE, Sept. 2009.

[61] M. B. Figueiredo, A. D. Almeida, B. Ribeiro, and A. Martins, “Extract ing Features from an Electrical Signal of a Non-Intrusive Load Monitoring System,” in Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning (IDEAL’10), no. 4858141, pp. 210–217, 2010.

[62] M. B. Figueiredo, A. D. Almeida, and B. Ribeiro, “An Experimental Study on Electrical Signature Identification of Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) Systems,” in Proceedings of the 10th International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms (ICANN’11), pp. 31–40, 2011.

[63] 13. Norford, L.K.; Leeb, S.B. Non-intrusive electrical load monitoring in commercial buildings based on steady-state and transient load-detection algorithms. *Energ. Build.* 1996, 24, 51–64.

[64] Drenker, S.; Kader, A. Nonintrusive monitoring of electric loads. *IEEE Comput. Appl. Power* 1999, 12, 47–51.

[65] Ahmed Zoha, Alexander Gluhak, Muhammad Ali Imran and Sutharshan Rajasegarar , «Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey», 2012.

[66] Figueiredo, M.; de Almeida, A.; Ribeiro, B. An experimental study on electrical signature identification of Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) systems. In *Adaptive and Natural Computing Algorithms*; Dobnikar, A., Lotric, U., Ter, B., Eds.; Springer: Berlin, Germany, 2011;

[67] Ruzzelli, A.G.; Nicolas, C.; Schoofs, A.; O'Hare, G.M.P. Real-Time Recognition and Profiling of Appliances through a Single Electricity Sensor. In Proceedings of the 7th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, Boston, MA, USA, 21–25 June 2010; pp. 1–9.

[68] 17. Srinivasan, D.; Ng, W.; Liew, A. Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification. *IEEE Trans. Power Del.* 2006, 21, 398–405.

[69] Lee, W.K.; Fung, G.S.K.; Lam, H.Y.; Chan, F.H.Y.; Lucente, M. Exploration on Load Signatures. In Proceedings of International Conference on Electrical Engineering (ICEE), Sapporo, Japan, 4–6 July 2004; pp. 1–5.

[70] Lam, H.Y.; Fung, G.S.K.; Lee, W.K. A Novel method to construct taxonomy electrical appliances based on load signaturesof. *IEEE Trans. Consum. Electron.* 2007, 53, 653–660.

[71] Gupta, S.; Reynolds, M.S.; Patel, S.N. ElectriSense: Single-Point Sensing Using EMI for Electrical Event Detection and Classification in the Home. In Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, Copenhagen, Denmark, 26–29 September 2010; pp. 139–148.

[72] S. B. Leeb, J. L. Kirtley, M. S. Levan, and J. P. Sweeney, "Development and Validation of a Transient Event Detector," *AMP Journal of Technology*, vol. 3, pp. 69–74, 1993.

[73] R. Cox, S. B. Leeb, S. R. Shaw, and L. K. Norford, "Transient Event Detection for Nonintrusive Load Monitoring and Demand Side Management Using Voltage Distortion," *Computer Engineering*, pp. 1751–1757, 2006.

[74] H.-h. Chang, H.-t. Yang, and C.-l. Lin, "Load Identification in Neural Networks for a Non-intrusive Monitoring of Industrial Electrical Loads," in Proceedings of the 11th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design 2007 (CSCWD '07), pp. 664–674, 2008.

[75] Patel, S.N.; Robertson, T.; Kientz, J.A.; Reynolds, M.S.; Abowd, G.D. At the Flick of a Switch: Detecting and Classifying Unique Electrical Events on the Residential Power Line In Proceedings of the 9th International Conference on Ubiquitous Computing, Innsbruck, Austria, 16–19 September 2007; pp. 271–288.

[76] F. Sultanem, "Using appliance signatures for monitoring residential loads at meter panel level," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 6, no. 4, pp. 1380–1385, 1991.

[77] H.-h. Chang, C.-l. Lin, and J.-k. Lee, "Load identification in nonintrusive load monitoring using steady-state and turn-on transient energy algorithms," in The 2010 14th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, pp. 27–32, IEEE, Apr. 2010.

[78] H.-h. Chang, H.-t. Yang, and C.-l. Lin, "Load Identification in Neural Networks for a Non-intrusive Monitoring of Industrial Electrical Loads," in Proceedings of the 11th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design 2007 (CSCWD '07), pp. 664–674, 2008.

[79] H.-h. Chang, C.-l. Lin, and H.-t. Yang, "Load recognition for different loads with the same real power and reactive power in a non-intrusive load-monitoring system," in Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design 2008 (CSCWD

'08), pp. 1122–1127, IEEE, Apr. 2008.

[80] Albert Fiol “Algorithms for Energy Disaggregation Albert Fiol”, Barcelona, 2016.

[81] Carrie Armel about Energy Dissaggregation, Precourt Energy Efficiency Center, Stanford December 2011.

[82] Tsai, M., & Lin, Y. (2011). Modern development of an adaptive non-intrusive appliance load monitoring system in electricity energy conservation. *Applied Energy*.

[83] Kim, H., Marwah, M., Arlitt, M., Lyon, G., & Han, J. (2010). Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements. In 11th international conference on data mining (pp. 747–758).

[84] Sokolova, M., Japkowicz, N., & Szpakowicz, S. (2006). Beyond accuracy, f-score and roc: A family of discriminant measures for performance evaluation. In A. Sattar & B.-h. Kang (Eds.), *Ai 2006: Advances in artificial intelligence* (Vol. 4304, p. 1015-1021). Springer Berlin / Heidelberg.

[85] Figueiredo, M., de Almeida, A., & Ribeiro, B. (2012). Home electrical signal disaggregation for non-intrusive load monitoring (nilm) systems. *Neurocomputing*.

[86] Berges, M. E., Goldman, E., Matthews, H.S., & Soibelman, L. (2010). Enhancing electricity audits in residential buildings with nonintrusive load monitoring. *Journal of Industrial Ecology*, 14(5), 844–858.

[87] Zeifman, M., & Roth, K. (2011). Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 57(1), 76–84.

[88] Zeifman, M. (2012). Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 58(1), 23-31.

[89] Jiang, L., Li, J., Luo, S., Jin, J., & West, S. (2011). Literature review of power disaggregation. In *Modelling, identification and control (icmic), proceedings of 2011 international conference on* (p. 38-42).

[90] Kolter, J., & Jaakkola, T. (2012). Approximate inference in additive factorial hmms with application to energy disaggregation. *Journal of Machine Learning Research- Proceedings Track*, 22, 1472-1482.

[91] Reinhardt, A., Baumann, P., Burgstahler, D., Hollick, M., Chonov, H., Werner, M., & Steinmetz, R. (2012). On the accuracy of appliance identification based on distributed load metering data. In 2nd international conference on sustainable internet and ict for sustainability (sustainit) (pp. 1–9).