



Παραδοτέο Π3.2: Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών

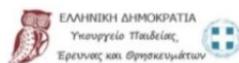
Ενότητα Εργασίας 3 (ΕΕ3)

**ΔΡΑΣΗ ΕΘΝΙΚΗΣ ΕΜΒΕΛΕΙΑΣ:
«ΕΡΕΥΝΩ-ΔΗΜΙΟΥΡΓΩ-ΚΑΙΝΟΤΟΜΩ»
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)**

ΤΙΤΛΟΣ: HEART - Έξυπνη συσκευή και λογισμικό για την ανάλυση δεδομένων κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας σε πραγματικό χρόνο

ΑΚΡΩΝΥΜΙΟ: HEART

ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ: Τ2ΕΔΚ-03898



Με τη συγχρηματοδότηση της Ελλάδας και της Ευρωπαϊκής Ένωσης

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Πνευματικά δικαιώματα

© Copyright 2020 Κοινοπραξία HEART

Αποτελούμενη από:

- NET2GRID HELLAS
- ΗΡΩΝ ΘΕΡΜΟΗΛΕΚΤΡΙΚΗ ΑΝΩΝΥΜΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ
- ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΙΣΤΟΥ (DATALAB) ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟΥ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ

Το παρακάτω έγγραφο δεν είναι προς αντιγραφή, επαναχρησιμοποίηση ή προς αλλαγή μέρους του ή ολόκληρου χωρίς την έγγραφη άδεια της κοινοπραξίας HEART. Επιπλέον, επιβάλλεται η αναγνώριση των συγγραφέων του εγγράφου. Όλες οι εφαρμοστέες μερίδες του σημειώματος των πνευματικών δικαιωμάτων πρέπει να αναφέρονται ξεκάθαρα.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Το έγγραφο μπορεί να αλλάξει ανά πάσα στιγμή

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

Document Classification

Τίτλος	Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
Παραδοτέο	Π3.2
Τύπος	Έκθεση
Πακέτο Εργασίας	ΕΕ3
Φορείς	Α.Π.Θ.
Συγγραφείς	Δημητριάδης Ηλίας, Ανδρεάδης Γεώργιος, Παπακωνσταντίνου Αθανάσιος, Αλέτρας Δημήτριος, Ποιητής Μαρίνος, Καρανάτσιου Δήμητρα, Βακάλη Αθηνά, Κυραμά Στυλιανή, Γιαννάτος Γεράσιμος, Παράσχη Μάριον
Επίπεδο Διάδοσης	ΔΗΜ(δημόσιο)

Abstract

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών

Η ενότητα εργασίας 3 (ΕΕ3) επικεντρώνεται στην ανάπτυξη των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την εφαρμογή τους στην ερευνητική περιοχή της ενεργειακής ανάλυσης, επίσης γνωστή και ως μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM). Το παρόν παραδοτέο περιγράφει αναλυτικά τη συνολική μεθοδολογία, τα πειράματα ευρείας έκτασης καθώς και τα τελικά αποτελέσματα των προτεινόμενων μοντέλων μηχανικής μάθησης. Αρχικά αναλύουμε την υλοποίησή μας σχετικά με την τους προχωρημένους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης με χρήση νευρωνικών δικτύων γράφων (Graph Neural Networks - GNNs). Στη συνέχεια θα περιγράψουμε τις άλλες αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιήθηκαν (Deep Neural Networks - DNNs) σαν proof of concept. Κλείνουμε, με την παρουσίαση του HeartDIS, μίας end-to-end υλοποίησης για ενεργειακή ανάλυση που χρησιμοποιεί στον πυρήνα της μία συγκριτική αξιολόγηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και πιο συγκεκριμένα κάποιων state-of-the-art νευρωνικών δικτύων (benchmarking framework of DNNs). Τέλος μετά από εκτεταμένο πειραματισμό και πολλά διαφορετικά σενάρια πειραμάτων, καταλήγουμε σε μία βέλτιστη λύση για τον διαχωρισμό ενεργείας με την χρησιμοποίηση του HeartDIS framework, την οποία και προτείνουμε ως μία αξιόπιστη και αποδοτική λύση για πολλά προβλήματα διαχωρισμού ενέργειας στον πραγματικό κόσμο.

Version Control

Version	Description	Name	Date
1.0	Αρχική Έκδοση	1.0	10/01/2023
2.0	Αναθεώρηση	2.0	30/01/2023
3.0	Τελική Έκδοση	3.0	15/02/2023



Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	6
Κεφάλαιο 2: Σχετική Βιβλιογραφία	18
2.1 Μέθοδοι NILM με GNNs	18
2.2. Μέθοδοι NILM με DNNs	26
Κεφάλαιο 3: GNN	33
3.1 Μεθοδολογία - Αρχιτεκτονικές	33
3.1.1 Κατασκευή γράφου	36
3.1.2 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης γράφου	39
3.1.2.1 Embeddings	39
3.1.2.1.1 Χαμηλή ενσωμάτωση	41
3.1.2.1.2 Βαθύς ενσωματώσεις	42
3.1.2.2 Ανίχνευση μετάβασης κατάστασης	45
3.1.3 Διαχωρισμός ενέργειας γράφου	46
3.2 Πειράματα - Αποτελέσματα	49
3.2.1 Περιγραφή συνόλου δεδομένων	49
3.2.1.1 Κατασκευή γραφήματος	53
3.2.1.1.1 Χαρακτηριστικά κόμβων	56
3.2.1.1.2 Node2Vec	62
3.2.1.1.3 Αυτοκωδικοποιητές	67
3.2.2. Αποτελέσματα	71
3.2.2.1 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης (State Transition Detection) - Πειράματα με Random Forest	74
3.2.2.2 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης - Πειράματα με νευρωνικά δίκτυα γράφου	82
3.3 Συμπεράσματα	90

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

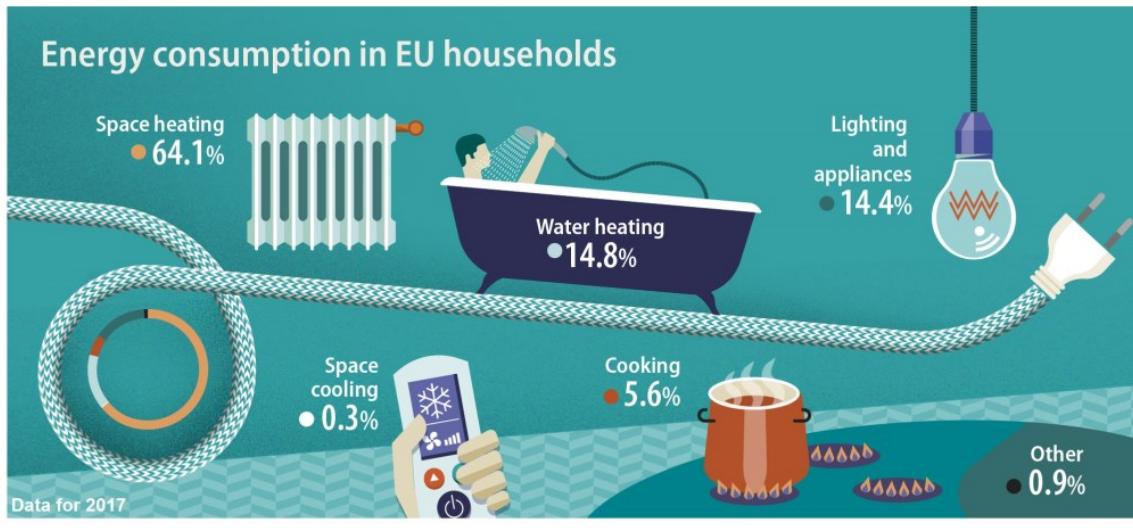
Κεφάλαιο 4: Μεθοδολογία DNN	91
4.1 Proof of concept benchmarking	91
4.2 HeartDIS benchmarking	107
4.2.1 Μεθοδολογία	108
4.2.2 Αποτελέσματα	116
4.2.3 Συμπεράσματα	131
Κεφάλαιο 5: Γενικά συμπεράσματα - Προτεινόμενη λύση	134
Πηγές	141
Παράρτημα	152

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Η Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ) έχει θέσει φιλόδοξους ενεργειακούς στόχους για τη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου, την αύξηση της ενεργειακής απόδοσης και την προώθηση των ανανεώσιμων πηγών ενέργειας. Για την επίτευξη αυτών των στόχων, η ΕΕ έχει δρομολογήσει διάφορες πρωτοβουλίες, συμπεριλαμβανομένης της οδηγίας για την ενεργειακή απόδοση και της οδηγίας για την ενεργειακή απόδοση των κτιρίων. Η ενεργειακή ανάλυση έχει διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στην επίτευξη αυτών των στόχων, παρέχοντας λεπτομερέστερη κατανόηση των προτύπων χρήσης ενέργειας, εντοπίζοντας περιοχές για εξοικονόμηση ενέργειας και ενημερώνοντας για ενεργειακά αποδοτικές πρακτικές. Με την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας σε επίπεδο συσκευής, οι διαχειριστές κτιρίων και οι ιδιοκτήτες σπιτιού μπορούν να εντοπίσουν τις συσκευές υψηλής κατανάλωσης, να προσαρμόσουν τις συνήθειες χρήσης ενέργειας και τελικά να μειώσουν τη σπατάλη ενέργειας. Ως αποτέλεσμα, η ενεργειακή ανάλυση έχει καταστεί σημαντικό εργαλείο για την επίτευξη των ενεργειακών στόχων της ΕΕ και για την προώθηση ενός βιώσιμου ενεργειακού μέλλοντος.

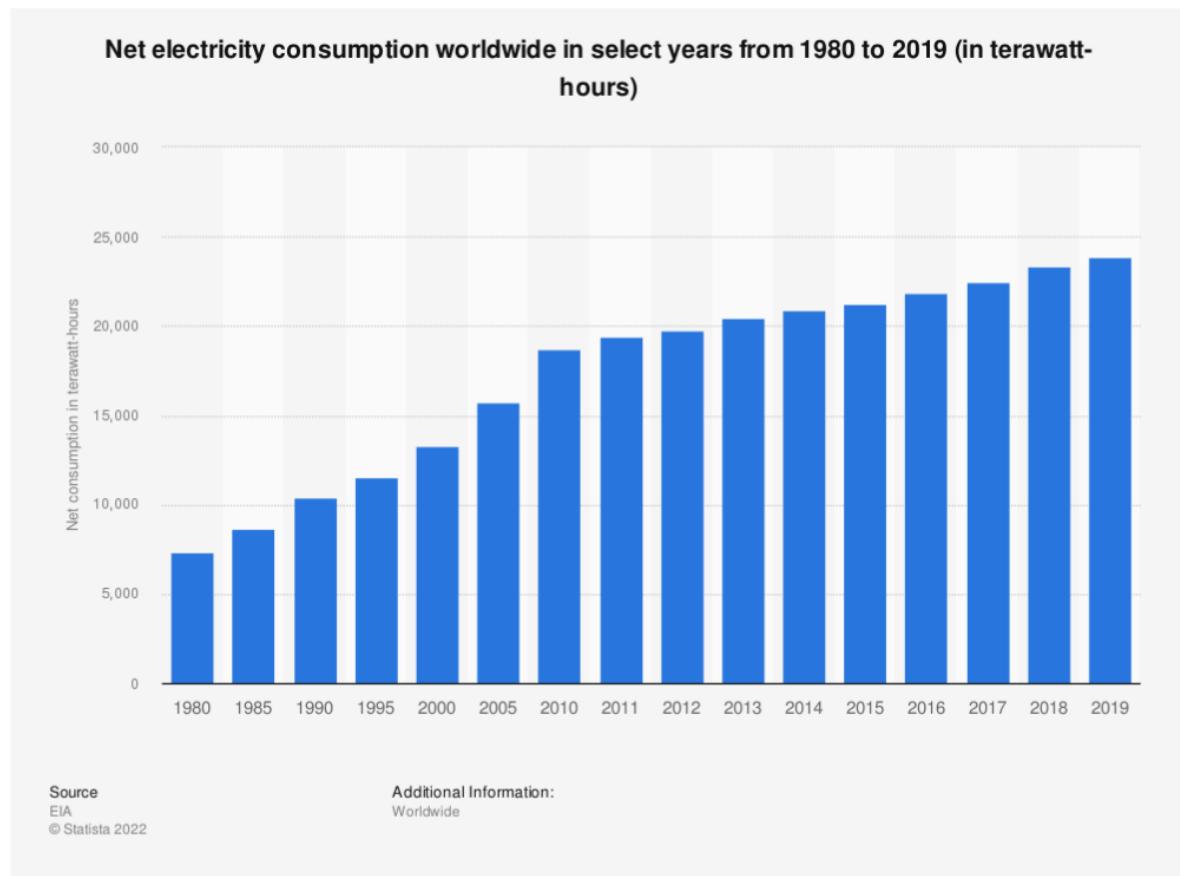
Η ενεργειακή ανάλυση, επίσης γνωστή ως **μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM)**, είναι η διαδικασία ανάλυσης της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας ενός κτιρίου σε επιμέρους επίπεδα χρήσης ενέργειας σε επίπεδο συσκευών. Τα τελευταία χρόνια έχουν σημειωθεί σημαντικές εξελίξεις στην τεχνολογία διαχωρισμού της ενέργειας και στην εφαρμογή της. Την τελευταία δεκαετία έχει παρατηρηθεί ένας πολλαπλασιασμός των ερευνητικών μελετών και των εμπορικών προϊόντων που χρησιμοποιούν αλγορίθμους μηχανικής μάθησης (ML) και τεχνικές ανάλυσης δεδομένων για το διαχωρισμό της χρήσης ενέργειας. Οι πρόοδοι αυτές οδήγησαν στην ανάπτυξη ακριβέστερων και αποτελεσματικότερων μεθόδων ενεργειακής ανάλυσης, επιτρέποντας ακριβέστερη ανάλυση των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας και διευκολύνοντας τις ενεργειακά αποδοτικές πρακτικές. Η ενεργειακή διαίρεση έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορα περιβάλλοντα, συμπεριλαμβανομένων των κατοικιών, του εμπορίου και της βιομηχανίας, για τη βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας, τη μείωση της ενεργειακής σπατάλης και τη βελτίωση της διαχείρισης της ενέργειας.

Επιπλέον, στις μέρες μας, η κλιματική αλλαγή και η υπερθέρμανση του πλανήτη αποτελούν τις μεγαλύτερες προκλήσεις που αντιμετωπίζει η ανθρωπότητα. Οι επιπτώσεις αυτών των φαινομένων αποτέλεσαν κίνητρο για διεθνείς νόμους και προγράμματα σε όλο τον κόσμο με σκοπό την προώθηση της εξοικονόμησης και της ενεργειακής απόδοσης. Ως εκ τούτου, η κατανάλωση ενέργειας έχει τεράστιο αντίκτυπο στην κοινωνία, καθώς η τιμή της Kw/H αυξάνεται μέρα με τη μέρα, διευρύνοντας ταυτόχρονα τον πληθωρισμό. Σύμφωνα με αυτό, ο περιορισμός της κατανάλωσης ενέργειας διαδραματίζει ζωτικό ρόλο στην οικονομία μας και, κατά συνέπεια, στην καθημερινή ζωή, στις συνήθειες και στο επίπεδο βιωσιμότητας γενικότερα. Στην Εικόνα 1.1 παρουσιάζονται ορισμένα ενδεικτικά ποσοστά για κάθε συσκευή ενός κτιρίου κατοικιών.



Εικόνα 1.1: Χρησιμοποίηση διαφορετικών συσκευών στις κατοικίες[1]

Τα τελευταία χρόνια η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας έχει αυξηθεί σε μεγάλη κλίμακα. Συγκεκριμένα, μετά τη δεκαετία του 2000 παρατηρείται μια ταχεία συσσώρευση με 2-4 τεραβατώρες ετησίως παγκοσμίως, όπως μπορούμε να δούμε στην Εικόνα 1.2. Βασικοί λόγοι για την υψηλότερη ζήτηση κατανάλωσης ενέργειας είναι οι νέες ανάγκες που έχουν τα κτίρια κατοικιών, όπως πολύπλοκοι φωτισμοί, πολλαπλές προσωπικές συσκευές κινητά τηλέφωνα, προσωπικοί υπολογιστές για κάθε άτομο, λέβητες κ.λπ. Όλες αυτές οι συσκευές αποτελούν βασικό μέρος της ζωής μας, καθώς οι περισσότερες κατοικίες γύρω από αυτές τις περιοχές παρέχουν τις συγκεκριμένες ανέσεις.



Εικόνα 1.2: Χρήση διαφόρων συσκευών σε κτίρια κατοικιών

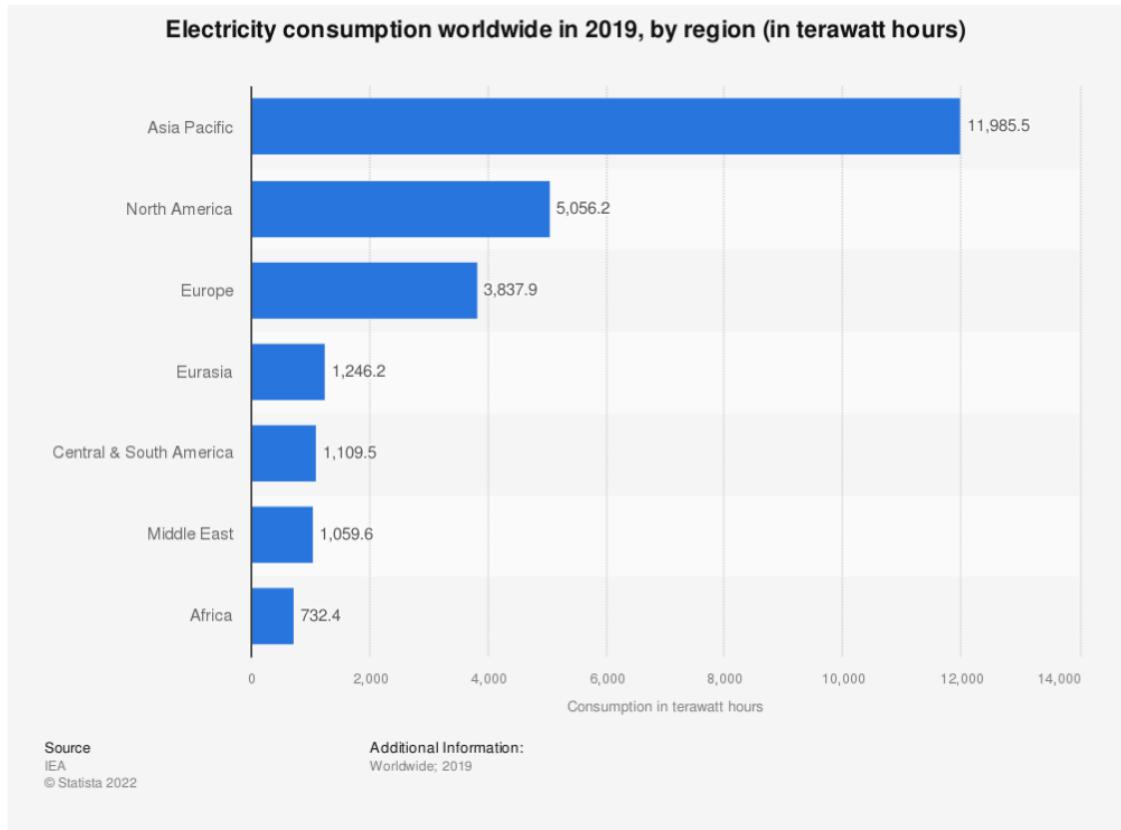
Κατά συνέπεια, μπορούμε να δούμε τον όγκο της ηλεκτρικής ενέργειας στην Εικόνα 1.3, στην οποία η Ασία-Ειρηνικός, η Βόρεια Αμερική και η Ευρώπη έχουν την υψηλότερη ζήτηση παγκοσμίως το 2019. Ως εκ τούτου, στις συγκεκριμένες περιοχές, η ανάπτυξη έξυπνων βιώσιμων πόλεων και η δημιουργία νέων τεχνολογιών έχουν γίνει το κύριο μέλημα των φορέων χάραξης πολιτικής και του αστικού σχεδιασμού για την κατάλληλη

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

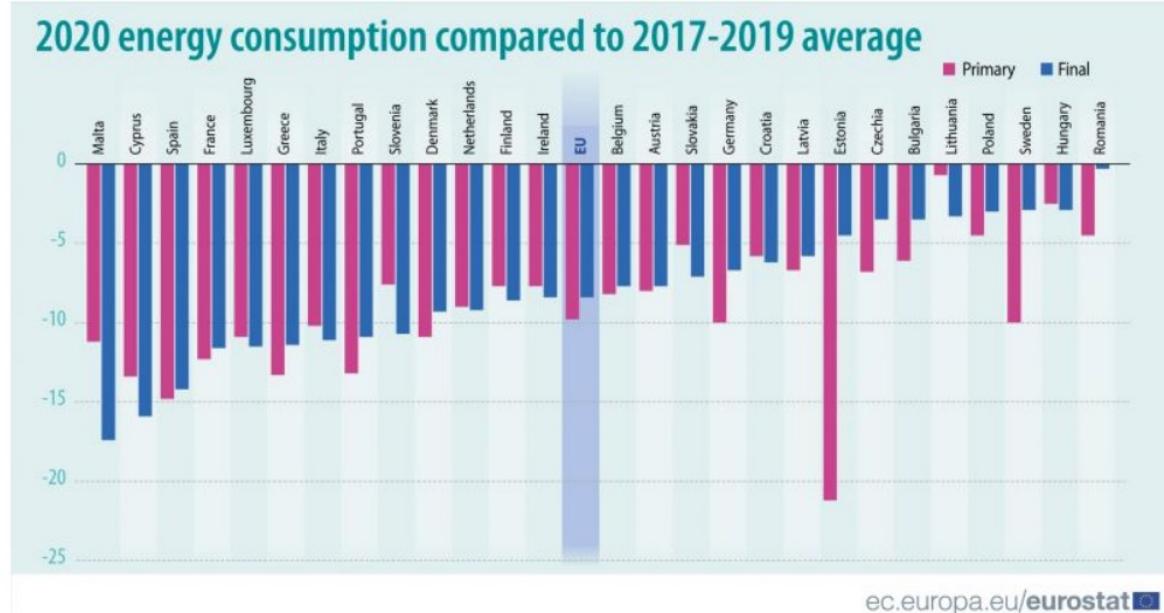
ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

χρήση αυτών των πόρων, τη βελτίωση της ευημερίας και τη διατήρηση του περιβάλλοντος.

Ένα ακόμη σημαντικό στοιχείο που αξίζει να αναφερθεί είναι ότι η συνεχής αύξηση της πταγκόσμιας ζήτησης ενέργειας σε σύγκριση με την παροχή ενέργειας προκαλεί σοβαρές προκλήσεις και εμπόδια για την αξιοπιστία και την αποδοτικότητα των παραδοσιακών συστημάτων ηλεκτρικού δικτύου. Στην προσπάθεια μείωσης των εκπομπών CO2 έως το 2050, η τροποποίηση των ηλεκτρικών δικτύων διαδραματίζει πολύ κρίσιμο ρόλο. Η αύξηση της υπολογιστικής ισχύος σε συνδυασμό με τις δυνατότητες προσομοίωσης και μοντελοποίησης τελευταίας τεχνολογίας παρέχουν την ευκαιρία για μια ομαλή μετάβαση από τα παραδοσιακά δίκτυα στην εποχή των έξυπνων δικτύων. Η ταχεία εξέλιξη στις ευκολίες μέτρησης, δηλαδή οι συσκευές του διαδικτύου των πραγμάτων (IoT) και τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (AI) διευκολύνουν τη διαδικασία παρακολούθησης, διαχείρισης του δικτύου διανομής, βελτιώνοντας τη χρήση της κατανάλωσης ενέργειας και εξοικονομώντας έτσι ενέργεια.



Εικόνα 1.3: Κατανάλωση ενέργειας ανά περιοχή



Εικόνα 1.4: Αυξημένη κατανάλωση ενέργειας[2]

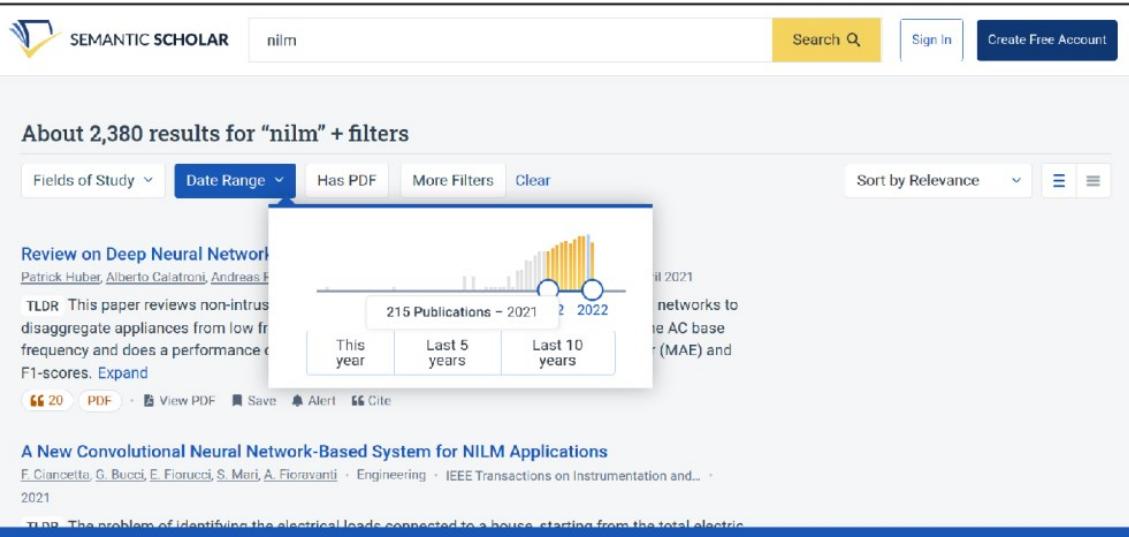
Κάποιοι σημαντικοί ορισμοί παρατίθενται παρακάτω με αναλυτικό τρόπο:

Διαχωρισμός ενέργειας: Η ενεργειακή ανάλυση - που αναφέρεται επίσης ως μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM) - επικεντρώνεται στην εκτίμηση της κατανάλωσης των μεμονωμένων συσκευών ενός κτιρίου, χρησιμοποιώντας στατιστικούς, μηχανικούς/βαθιά μαθησιακούς ή γενετικούς αλγορίθμους κ.λπ. Επιπλέον, προσπαθεί να προσδιορίσει τις ενεργειακές δαπάνες των συσκευών που αποτελούν τη συνολική κατανάλωση ενέργειας κάθε κατοικίας (συγκεντρωτικά). Ο όρος NILM εισήχθη στον ερευνητικό τομέα από τον Hart [3] και έχει γίνει γνωστό θέμα τα τελευταία 30 χρόνια. Έτσι, η οικιακή NILM μπορεί να επιτευχθεί με δύο κύριες προσεγγίσεις :

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

1. **Μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου - NILM** [3], η οποία χρειάζεται να τοποθετήσει μόνο έναν αισθητήρα για να συλλέξει συγκεντρωτικές ενεργειακές πληροφορίες του συνολικού φορτίου στο σημείο εισόδου του σπιτιού. Στη συνέχεια, τα ακατέργαστα δεδομένα τάσης και ρεύματος θα μετατραπούν σε κατανοητή μορφή ώστε να μπορούν να αναλυθούν για να εκτιμηθούν οι συσκευές που είναι ενεργοποιημένες.
2. **Επεμβατική παρακολούθηση φορτίου - NILM** απαιτεί την εγκατάσταση μεμονωμένου υλικού και συσκευών, δηλαδή ενός αισθητήρα με ψηφιακή λειτουργία επικοινωνίας για την απόκτηση ενεργειακών στοιχείων. Στη συνέχεια, το τοπικό δίκτυο αναλαμβάνει τη συλλογή και αποστολή πληροφοριών για την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας.

Υπάρχουν πολλές εφαρμογές για το NILM σε διάφορες τοποθεσίες σε όλο τον κόσμο. Ως εκ τούτου, υπάρχουν πολλά διαθέσιμα σύνολα δεδομένων με ποικίλες κατανομές στις συσκευές τους. Υπάρχει επίσης ένας τεράστιος αριθμός ερευνών γύρω από αυτό το θέμα όπως βλέπουμε στην Εικόνα 1.5.



Εικόνα 1.5: Αριθμός ερευνών γύρω από το NILM

Προκλήσεις και περιορισμοί: Η ενεργειακή ανάλυση αντιμετωπίζει αρκετές προκλήσεις σε σχέση με τα διαθέσιμα προτεινόμενα πλαίσια οι οποίες παρατίθενται παρακάτω:

- Μία από τις κύριες προκλήσεις είναι η **έλλειψη ενός τυποποιημένου πλαισίου** για την αξιολόγηση αλγορίθμων διαχωρισμού. Αυτό καθιστά δύσκολη τη σύγκριση των επιδόσεων διαφορετικών αλγορίθμων και την επιλογή του καλύτερου για μια συγκεκριμένη εφαρμογή.
- Υπάρχει η απαίτηση για **μεγάλο όγκο δεδομένων με ετικέτες για την εκπαίδευση**, η συλλογή των οποίων μπορεί να είναι δαπανηρή και χρονοβόρα. Αυτό είναι ιδιαίτερα δύσκολο σε εμπορικές ή βιομηχανικές εγκαταστάσεις, όπου μπορεί να υπάρχουν πολλές συσκευές και μεγάλος βαθμός μεταβλητότητας στις υπογραφές ισχύος τους.

- Μια άλλη πρόκληση είναι η **ανάγκη για επεξεργασία σχεδόν σε πραγματικό χρόνο**, η οποία απαιτεί γρήγορους και αποτελεσματικούς αλγορίθμους που μπορούν να λειτουργήσουν σε πραγματικές συνθήκες.
- Πρέπει ακόμη, να λαμβάνονται υπόψη **ανησυχίες για την προστασία της ιδιωτικής ζωής**, καθώς η συλλογή και η επεξεργασία δεδομένων σε επίπεδο συσκευής μπορεί να αποκαλύψει ευαίσθητες πληροφορίες σχετικά με άτομα και σπίτια.
- Παρόλο που υπάρχει μεγάλος αριθμός έξυπνων μετρητών που έχουν εγκατασταθεί στις Ηνωμένες Πολιτείες, την Κίνα, την Ιαπωνία και το Ηνωμένο Βασίλειο, μία από τις πιο σημαντικές προκλήσεις του διαχωρισμού χαμηλής συχνότητας είναι η **έλλειψη πρόσβασης σε δεδομένα 1 Hz**. Οι αισθητήρες συνήθως μεταδίδουν τα δεδομένα αυτά στις επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας ανά 10-15 λεπτά, τα οποία μπορεί να είναι διαθέσιμα στον καταναλωτή μια ημέρα αργότερα. Ως εκ τούτου, θα πρέπει να εγκατασταθεί επιπλέον υλικό για να καταγραφούν οι χαμηλοί ρυθμοί συχνότητας των δεδομένων ισχύος.
- Η **έλλειψη προσβασιμότητας σε αξιόπιστα σύνολα δεδομένων υψηλής συχνότητας** αποτελεί άλλη μια πρόκληση για αυτόν τον τομέα της έρευνας. Για παράδειγμα, δημόσια διαθέσιμα σύνολα δεδομένων. όπως το REDD και το BLUEEDD, χρησιμοποίησαν αισθητήρες ρεύματος με όριο 300 Hz, καθιστώντας αυτά τα σύνολα δεδομένων αναποτελεσματικά σε ορισμένες περιπτώσεις. Ειδικά, όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα μεταδεδομένα για τις συσκευές και τα εξωτερικά χαρακτηριστικά (π.χ. καιρικές συνθήκες, θερμοκρασία, πίεση αέρα κ.λπ.).
- Εξίσου υψηλές και χαμηλές μέθοδοι συχνότητας αντέχουν από **εσωτερικό και εξωτερικό θόρυβο**. Ο εσωτερικός θόρυβος μπορεί να προέρχεται από την ίδια τη συσκευή ή από άλλες συσκευές και ο εξωτερικός θόρυβος μπορεί να οφείλεται στη

χρήση σημάτων τάσης. Ο εντοπισμός της πηγής του θορύβου και η κατάλληλη επεξεργασία του είναι βασικός παράγοντας για την αποφυγή σφαλμάτων, ειδικά όταν ο θόρυβος είναι εμφανής σε έξυπνες μετρήσεις. Λαμβάνοντας υπόψη αυτά, το σφάλμα διαχωρισμού αυξάνεται όσο αυξάνεται ο αριθμός των συσκευών [4] και σε συνδυασμό με το θόρυβο τα χαρακτηριστικά των διαφόρων συσκευών θα μπορούσαν να αποτελέσουν σημαντικό εμπόδιο στο διαχωρισμό ενέργειας.

- Οι σύγχρονες προσεγγίσεις δημιουργούν συνήθως **συνθετικά δεδομένα για την αφαίρεση του θορύβου και των ακραίων τιμών**. Ωστόσο, η δημιουργία συνθετικών σημάτων πρέπει να γίνεται για κάθε συσκευή ξεχωριστά, γεγονός που καθιστά την τεχνική αυτή χρονοβόρα και ανεπαρκή για άλλα σύνολα δεδομένων. Χρειάζονται περισσότερα από 1 μοντέλα για την ανάλυση της κατανάλωσης ενέργειας, πράγμα που απαιτεί πολύ μεγάλη κατανάλωση πόρων.

Η αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων απαιτεί συνεχή ανάπτυξη και βελτίωση των αλγορίθμων NILM, καθώς και συνεργασία μεταξύ των ερευνητών, των ενδιαφερόμενων φορέων της βιομηχανίας και των φορέων χάραξης πολιτικής για να διασφαλιστεί ότι η τεχνολογία χρησιμοποιείται με ασφαλή και υπεύθυνο τρόπο. Η **συνολική υλοποίησή μας** για την αντιμετώπιση αυτων των προκλήσεων χωρίζεται σε **3 κύρια μέρη** που παρουσιάζονται παρακάτω:

- Αρχικά, διερευνούμε το πρόβλημα του energy disaggregation με την χρήση **σύγχρονων νευρωνικών δικτύων συνελικτικού γραφήματος (GNN)**. Πρακτικά, δοκιμάζουμε για αρχή μία πιο μια υβριδική λύση που χρησιμοποιεί τη δομή του γράφου, ενσωματώνοντας το πρόβλημα της ενεργειακής διάσπασης στην περιοχή της βαθιάς μάθησης του γράφου.
- Στη συνέχεια δοκιμάζουμε κάποιες συγκρίσεις ανάμεσα σε **αρχιτεκτονικές αιχμής Νευρωνικών Δικτύων στον τομέα της μη παρεμβατικής**

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

παρακολούθησης φορτίου (NILM) - (DNN Benchmarking), και παρουσιάζουμε μία εκτενή συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης αυτών των αλγορίθμων πάνω σε δημοσίως διαθέσιμα δεδομένα. Στόχος είναι να βρεθεί ο πιο αποδοτικός αλγόριθμος για NILM ως προς κάποιες μετρικές, τον οποίο στη συνέχεια θα εφαρμόσουμε πάνω στα δεδομένα που θα έχουμε από ελληνικά σπίτια.

- Τέλος, προτείνουμε το **HeartDIS**, μία end-to-end υλοποίηση διαχωρισμού της ενέργειας. Σε υψηλό επίπεδο, το HeartDIS χρησιμοποιεί μια υποδομή αποθήκευσης και διαχείρισης δεδομένων, η οποία αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του παρόντος έργου, για τη συλλογή της κατανάλωσης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο επιλεγμένων συσκευών και της συνολικής κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας των κατοικιών για μια συγκεκριμένη χρονική περίοδο. Το HeartDIS λαμβάνει αυτά τα επισημασμένα δεδομένα ως είσοδο και εκτελεί εκτεταμένα πειράματα σχετικά με την εκπαίδευση αλγορίθμων ενεργειακής διαχωρισμού. Μετά την επιλογή των μοντέλων-αλγορίθμων με τις καλύτερες επιδόσεις, μπορεί να προχωρήσει αποτελεσματικά στην εφαρμογή αυτών των μοντέλων στην πραγματική ζωή. Τα αποτελέσματα των μοντέλων μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν από μια πλατφόρμα ενεργειακής διαχείρισης, για να προωθήσει την κατανόηση και την αποτελεσματική διαχείριση της κατανάλωσης ενέργειας. Τα αποτελέσματα του ευρέος φάσματος πειραμάτων αναδεικνύουν την ανάγκη για εξατομικευμένα μοντέλα ML, τη δυνατότητα γενίκευσής τους και δείχνουν ότι ο όγκος των δεδομένων που απαιτούνται μπορεί να μειωθεί, όταν χρησιμοποιούνται συνθετικά δεδομένα και μέθοδοι λεπτομερούς ρύθμισης.

Κεφάλαιο 2: Σχετική Βιβλιογραφία

Αρχικά θα αναφερθούμε στην ήδη υπάρχουσα βιβλιογραφία σχετικά με τα νευρωνικά δίκτυα γράφου (**GNNs**). Στη συνέχεια, θα περάσουμε σε ερευνητικές εργασίες που χρησιμοποιούν αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων (**DNNs**).

2.1 Μέθοδοι NILM με GNNs

Νευρωνικά Δίκτυα Γράφου: Οι περισσότερες μέθοδοι NILM, συμπεριλαμβανομένης της βαθιάς μάθησης, δείχνουν ότι οι βασικοί περιορισμοί είναι το μεγάλο σύνολο εκπαίδευσης και η αδυναμία αυτών των μοντέλων να συλλάβουν δομικές πληροφορίες. Από την άλλη πλευρά, οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε γραφήματα έχουν το πλεονέκτημα της δομικής πληροφορίας με τη χρήση χαρακτηριστικών από τη θεωρία γραφημάτων, αλλά έχουν ανικανότητα στις συμφραζόμενες γνώσεις και την ανικανότητα γενίκευσης σε δεδομένα που δεν έχουν δει τα μοντέλα κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Επίσης, αν και υπάρχουν μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση της ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, η ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο με την ενσωμάτωση δομικών πληροφοριών δεν πρέπει να θεωρείται εύκολη υπόθεση. Οι περισσότερες μέθοδοι στο NILM προσπαθούν να προβλέψουν το σήμα ισχύος και να διαχωρίσουν ολόκληρη την οικιακή ηλεκτρική ενέργεια χρησιμοποιώντας προσεγγιστικές μεθόδους για να δείξουν την απόδοση της προσέγγισής τους. Επίσης, η πλειονότητα των προσεγγίσεων δεν μπορούν να γενικεύσουν με μεγάλη αποτελεσματικότητα.

Πολλές εργασίες εξόρυξης δεδομένων απαιτούν την επεξεργασία δεδομένων που πρέπει να αναπαρασταθούν ως γράφοι. Επιπλέον, οι γράφοι είναι μια δομή που εμφανίζεται σε διάφορους επιστημονικούς τομείς και παρέχουν μια κοινή γλώσσα για την αναπαράσταση δεδομένων. Οι αναπαραστάσεις γράφων είναι οι εγγενείς αναπαραστάσεις τέτοιων δικτύων που αποσκοπούν στην αξιοποίηση αυτής της δομικής πληροφορίας για την παραγωγή πιο αποτελεσματικών, ισχυρών και εξηγήσιμων αποτελεσμάτων. Η εκμάθηση της αναπαράστασης γράφων προσεγγίζεται από διαφορετικές οπτικές γωνίες, από τυχαίους περιπάτους που δειγματοληπτούν το γράφο [5], μέχρι τεχνικές

παραγοντοποίησης πινάκων [6] και νευρωνικά δίκτυα [7]. Τα νευρωνικά μοντέλα που συλλαμβάνουν την εξάρτηση μεταξύ των κόμβων ενός γράφου μέσω της μεταβίβασης μηνυμάτων ονομάζονται Νευρωνικά Δίκτυα Γράφου (GNN).

Υπάρχουν πολλά είδη νευρωνικών δικτύων γράφου με τα πιο σημαντικά να είναι τα παρακάτω:

Συνέλιξη γράφου (Graph Convolution): Τα CNN έχουν το πλεονέκτημα να εξάγουν τοπικά χωρικά χαρακτηριστικά πολλαπλών κλιμάκων και να τα συνθέτουν για να κατασκευάσουν κατανοητές αναπαραστάσεις. Από την άποψη αυτή, συγκεκριμένες προσεγγίσεις έχουν οδηγήσει σε καινοτομίες σε πολλούς τομείς της βαθιάς μάθησης. Τα βασικά συστατικά των CNN είναι τα κοινά βάρη, οι τοπικές συνδέσεις και η χρήση πολλαπλών επιπέδων. Παρά την προφανή επιτυχία τους, τα CNN δεν μπορούν να εφαρμοστούν απευθείας σε γραφήματα. Ο κύριος λόγος είναι ότι οι γράφοι δεν έχουν εγγενή διάταξη κόμβων (π.χ., ισομορφικοί γράφοι είναι οι ίδιοι γράφοι με κόμβους που εμφανίζονται με διαφορετική σειρά), μια έννοια που δεν υπάρχει στην παραδοσιακή εφαρμογή του CNN, τις εικόνες. Ειδικότερα, οι εικόνες μπορούν να θεωρηθούν ως μια ειδική περίπτωση γράφων, που ονομάζονται πλέγματα, όπου τα εικονοστοιχεία (pixel) είναι κόμβοι και υπάρχει μια συγκεκριμένη σειρά κόμβων.

Για να μεταφερθεί η έννοια της συνέλιξης σε γράφους, οι φασματικές μέθοδοι [8, 9] λαμβάνουν υπόψη το γράφο ως φασματική αναπαράσταση και βασίζονται θεωρητικά σε τεχνικές επεξεργασίας σημάτων γράφων που έχουν ήδη αναφερθεί παραπάνω. Στις φασματικές προσεγγίσεις, το σήμα μεταφέρεται στο φασματικό πεδίο με τη χρήση του μετασχηματισμού Fourier. Ο λόγος πίσω από αυτόν τον μετασχηματισμό είναι ότι η δαπανηρή λειτουργία της συνέλιξης στο χωρικό πεδίο μπορεί να θεωρηθεί ως ένας απλός πολλαπλασιασμός στο πεδίο της συχνότητας (δηλ. Θεώρημα συνέλιξης) [10]. ; Ένας πιο επίσημος ορισμός είναι: $F\{g * h\} = F\{g\} \cdot F\{h\}$ όπου F είναι ο μετασχηματισμός Fourier ως

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

πράξη και g, h είναι δύο ακολουθίες. Συνολικά, οι φασματικές μέθοδοι προσδιορίζουν τις συνελίξεις του γράφου με βάση την τρέχουσα τοπολογία του γράφου, επομένως δεν είναι σε θέση να συλλάβουν πιθανές αλλαγές. Ως εκ τούτου, δύο από τις κύριες προκλήσεις των προαναφερθέντων προσεγγίσεων είναι η διαφοροποίηση των γειτονιών και η διατήρηση της τοπικής μεταβλητότητας (έλλειψη διάταξης) των συμβατικών CNNs.

Υπάρχουν πολλές μέθοδοι που συνδυάζουν τη συνέλιξη με νευρωνικά δίκτυα γράφων. Πρώτον, οι Duvenaud et.al πρότειναν τη μέθοδο Neural FPs που χρησιμοποιούσε διαφορετικά weight vertices για κόμβους με διαφορετικούς βαθμούς. Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε μεγάλους γράφους με μεγαλύτερους βαθμούς κόμβων [8]. Οι Atwood και Towsley [11] παρουσίασαν το νευρωνικό δίκτυο συνελικτικής διάχυσης (DCNN), στο οποίο χρησιμοποιήθηκαν πίνακες μετάβασης για την εύρεση της γειτονιάς για κάθε κόμβο. Για το έργο της ταξινόμησης των κόμβων, η αναπαράσταση διάδοσης κάθε οντότητας στο γράφημα μετατρέπεται σε μια συνελικτική αναπαράσταση διάχυσης, η οποία είναι ένας πίνακας $K * F$ που ορίζεται από τους Khops ως διάχυση του γράφου (graph diffusion) πάνω σε F χαρακτηριστικά (features).

Συνεχίζοντας, ένα γενικό επαγγελματικό πλαίσιο που καθιερώθηκε από τους Hamilton et al. [12] που δημιουργεί ενσωματώσεις (embeddings) με δειγματοληψία και συνάθροιση (aggregations) από την τοπική γειτονιά κάθε κόμβου. Για τη συγκέντρωση πληροφοριών, το GraphSAGE χρησιμοποιεί ένα ομοιόμορφο σύνολο δειγματοληψίας, αντί να χρησιμοποιεί ολόκληρο το σύνολο των γειτόνων. Αυτή είναι η πρώτη εμφάνιση της

συνέλιξης γραφημάτων στα νευρωνικά δίκτυα, αν και δεν γίνεται ρητή αναφορά από τους συγγραφείς. Επιπλέον, το GraphSAGE συμβουλεύει τον μέσο aggregator, τον LSTM aggregator και τον pooling aggregator. Τελικά, η συνέλιξη γραφημάτων graph convolution συνδέεται με φασματικές μεθόδους και γραφήματα Fourier μέσω της ανάλυσης των πιο λιωνύμων Chebysev και ορίζεται επίσημα οδηγώντας στο βασικό συστατικό του GNN σήμερα, γνωστό ως στρώμα GCN [13].

Με αυτή τη λογική στο [14] προτείνουν το στρώμα συνελικτικής μάθησης γράφων (graph convolutional layer), το οποίο μετατρέπει τους γενικούς γράφους σε δεδομένα με δομές που μοιάζουν με πλέγμα και επιτρέπει τη χρήση κανονικών πράξεων συνελικτικής μάθησης (regular convolutional operations). Στη συνέχεια, εφαρμόζουν max pooling στους πίνακες γειτνίασης των πινάκων για να δώσουν τα κορυφαία Κ χαρακτηριστικά και στη συνέχεια πραγματοποιούν μονοδιάστατη (1-d) συνελικτική μάθηση για τον υπολογισμό των κρυφών αναπαραστάσεων, χρησιμοποιώντας την κατάταξη μεταξύ των τιμών των χαρακτηριστικών των κόμβων. Η διαίσθηση αυτής της προσέγγισης οδηγεί σε καλύτερες επιδόσεις σε σύγκριση με προηγούμενες εργασίες για εργασίες ταξινόμησης κόμβων, τόσο υπό συνθήκες μεταγωγικής μάθησης (ολόκληρη η δομή του γράφου που χρησιμοποιείται για testing είναι γνωστή εκ των προτέρων) όσο και υπό συνθήκες επαγωγικής μάθησης (ο γράφος που χρησιμοποιείται για testing ή μέρη του είναι άγνωστα).

Τέλος στο [15] προτείνουν μια αρχιτεκτονική βασισμένη στο ευρέως χρησιμοποιούμενο σχέδιο κωδικοποίησης-επεξεργασίας-αποκωδικοποίησης (encode-process-decode plan). Τα χαρακτηριστικά εισόδου αυτής της έρευνας κωδικοποιούνται σε ένα latent space χρησιμοποιώντας συναρτήσεις κωδικοποίησης κόμβων, ακμών και γραφημάτων. Από την άλλη πλευρά, οι συναρτήσεις αποκωδικοποίησης χρησιμοποιούνται για την αποκωδικοποίηση λανθανόντων χαρακτηριστικών για την παραγωγή προβλέψεων, σε συνδυασμό με τη δειγματοληψία σε όλους τους τύπους ακμών.

Graph Attention: Σε εργασίες που βασίζονται σε ακολουθίες, όπως η μετάφραση και η ανάγνωση με μηχανική μάθηση [16], έχει εφαρμοστεί με επιτυχία ο μηχανισμός προσοχής (attention mechanism). Συγκεκριμένα, ο μηχανισμός προσοχής είναι ένα απλό στρώμα συνένωσης που συνδυάζει τις πληροφορίες από τη δεδομένη κρυφή κατάσταση του στόχου και το διάνυσμα πλαισίου από την πλευρά της πηγής, προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια. Παρόλα αυτά, υπάρχουν αρκετές εργασίες που προσπαθούν να γενικεύσουν τον τελεστή προσοχής (attention operator) σε δεδομένα με δομή γράφου. Ειδικότερα, το δίκτυο προσοχής γράφου (GAT) [17] είναι μια νέα αρχιτεκτονική βαθιάς μάθησης που προτάθηκε από τους Velickovic et al., που ενσωματώνει τον μηχανισμό προσοχής στο βήμα διάδοσης. Ακολουθώντας έναν μηχανισμό αυτοπροσοχής, οι κρυφές καταστάσεις κάθε κόμβου υπολογίζονται με την προσοχή των γειτόνων του. Αυτές οι αρχιτεκτονικές αντιμετωπίζουν επίσης τις αδυναμίες των προηγούμενων μεθόδων που βασίζονται σε συνελίξεις γραφημάτων ή στις προσεγγίσεις τους, αξιοποιώντας masked self-attention layers. Το πλεονέκτημα του GAT έναντι του GCN έγκειται στο γεγονός ότι περιέχει μαθησιακά αντί για σταθερά βάρη για να περιγράψει την επιρροή της γειτονιάς, οπότε είναι πιο εκφραστικό. Επιπλέον, τα χαρακτηριστικά εισόδου μετασχηματίζονται σε χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου, προκειμένου να αποκτήσουν επαρκή εκφραστική δύναμη, επομένως απαιτείται μία εκμάθηση γραμμικού μετασχηματισμού.

Τα GAT είναι νέα νευρωνικά δίκτυα τύπου συνέλιξης που θα μπορούσαν να εφαρμοστούν σε γράφους που χρησιμοποιούν το επίπεδο προσοχής γράφου με έναν υπολογιστικά αποδοτικό τρόπο, καθώς η μέθοδος είναι παραλληλοποιήσιμη σε όλους τους κόμβους και δεν χρειάζεται δαπανηρές πράξεις πινάκων. Τέλος, τα μοντέλα αυτά επιτυγχάνουν ελπιδοφόρα αποτελέσματα, σε σύγκριση με τις πλέον σύγχρονες προσεγγίσεις για την εργασία ταξινόμησης κόμβων, ιδιαίτερα στην περίπτωση των unseen graphs (δηλ., το επαγωγικό σενάριο).

Νευρωνικά δίκτυα μετάδοσης μηνυμάτων (Message Passing Neural Networks - MPNN) : Η πιο βασική και γενική υλοποίηση της συνέλιξης γραφημάτων και της προσοχής γραφημάτων βασίζεται σε υπολογιστικές ενότητες και συγκεκριμένα στις

ενότητες διάδοσης. Η ιδέα πίσω από αυτό το γενικό νευρωνικό δίκτυο γραφημάτων επινοήθηκε από τους Gilmer et al.(2017), ο οποίος πρότεινε το νευρωνικό δίκτυο διέλευσης μηνυμάτων (MPNN). Το MPNN είναι ικανό να μαθαίνει τα δικά του χαρακτηριστικά από μοριακούς γράφους απευθείας και είναι αναλλοίωτο στον ισομορφισμό γράφων. Στην περίπτωση αυτή, οι συναρτήσεις μεταβίβασης μηνυμάτων χρησιμοποιούνται για την ενοποίηση διαφόρων παραλλαγών και εφαρμόζονται μόνο σε μη κατευθυνόμενους γράφους. Εκτός από τη φάση της μετάδοσης μηνυμάτων, το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο έχει και μια φάση ανάγνωσης.

Η είσοδος αυτού του μοντέλου είναι ένα σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών για τους κόμβους, καθώς και ένας πίνακας γειτνίασης για να υποδείξει τους διαφορετικούς δεσμούς στο μόριο (molecule) και μια χωρική απόσταση ανά ζεύγη μεταξύ δύο ατόμων (atoms). Στη συνέχεια, η όλη διαδικασία του MPNN βασίζεται σε δύο διαφορετικά στοιχεία: τη συνάθροιση και την ενημέρωση. Η συνάθροιση αναφέρεται στη διαδικασία συγκέντρωσης των γειτονικών "μηνυμάτων" για να βρεθεί το πλαίσιο ενός συγκεκριμένου κόμβου. Στη συνέχεια, η ενημέρωση ορίζει τη διαδικασία συνδυασμού των συγκεντρωτικών πληροφοριών με την προηγούμενη αναπαράσταση του κόμβου για την εξαγωγή της νέας αναπαράστασης. Τέλος, τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας αποκαλύπτουν ότι τα MPNN έχουν ένα σημαντικό επίπεδο επαγωγικής μεροληψίας για την πρόβλεψη μοριακών ιδιοτήτων, ξεπερνώντας πολλές κοινώς χρησιμοποιούμενες βασικές γραμμές και καταργώντας την ανάγκη σχεδιασμού χαρακτηριστικών με περίπλοκες μεθόδους.

Μια παραλλαγή της προηγούμενης τεχνικής παρουσιάζεται από τους Wang et al. [18] το μη-τοπικό νευρωνικό δίκτυο (NLNN), μια νέα κατηγορία μεθόδων βαθιάς μάθησης που συλλαμβάνει τις μακροχρόνιες εξαρτήσεις, χρησιμοποιώντας μη-τοπικές λειτουργίες. Αυτός ο αλγόριθμος είναι ένα γενικό πλαίσιο που μαθαίνει αναπαραστάσεις από ολόκληρο το γράφημα (σε επίπεδο ακμών, κόμβων, γράφων) με σημαντικές βελτιώσεις.

Μια άλλη εξέχουσα τεχνική είναι το δίκτυο μοντέλων μίξης [19], ένα χωρικό πλαίσιο για διάφορες μεθόδους που ορίζονται σε γράφους ή manifolds. Στην παρούσα εργασία, η προτεινόμενη μέθοδος ενοποιεί μοντέλα από μη ευκλείδειους τομείς, που περιέχουν CNNs για πολλαπλές και GNN για γραφήματα. Στο Monet, κάθε κορυφή θεωρείται ως η αρχή ενός συστήματος ψευδο-συντεταγμένων και οι πληροφορίες συγκεντρώνονται για κάθε κόμβο, αποδίδοντας βάρη στους γείτονες σύμφωνα με τις ψευδο-συντεταγμένες. Εκτενή πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι αυτή η μέθοδος είναι εφαρμόσιμη σε μια ποικιλία γεωμετρικών εργασιών βαθιάς μάθησης, ξεπερνώντας πολλές σύγχρονες τεχνικές.

Συμπερασματικά, οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε γραφήματα έχουν το πλεονέκτημα της δομικής πληροφορίας με τη χρήση χαρακτηριστικών από τη θεωρία γραφημάτων, αλλά έχουν ανικανότητα στις συμφραζόμενες γνώσεις και την ανικανότητα γενίκευσης σε δεδομένα που δεν ήταν ορατά στα μοντέλα κατά την εκπαίδευση. Επίσης, αν και υπάρχουν μέθοδοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση της ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, η ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο με την ενσωμάτωση δομικών πληροφοριών δεν πρέπει να θεωρείται εύκολη υπόθεση.

Οι ιδιότητες αυτές παρουσιάζονται στον πίνακα 2.1. Οι περισσότερες μέθοδοι στο NILM προσπαθούν να προβλέψουν το σήμα ισχύος και να διαχωρίσουν ολόκληρη την οικιακή ηλεκτρική ενέργεια χρησιμοποιώντας προσεγγιστικές μεθόδους για να δείξουν την απόδοση της προσέγγισής τους. Επίσης, η πλειονότητα των προσεγγίσεων δεν έχει την ικανότητα να προβλέπει δεδομένα που τα μοντέλα δεν έχουν δει κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Μελετώντας την έρευνα αναλυτικά μπορεί να παρατηρηθεί ότι η επεξεργασία σήματος γράφου (Graph signal processing) έχει την ικανότητα να προβλέπει αθέατες περιπτώσεις, αλλά δεν περιλαμβάνει τόσο ισχυρά μοντέλα όπως οι προσεγγίσεις της βαθιάς μάθησης (Deep learning). Επομένως, θα μπορούσαμε να προσπαθήσουμε να συνδυάσουμε τους προαναφερθέντες τομείς για να συλλάβουμε πιο πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την κατανάλωση ενέργειας συγκεκριμένων συσκευών,

χρησιμοποιώντας το GCN για την ταυτόχρονη επίλυση των προβλημάτων διαχωρισμού φορτίου και ανίχνευσης συμβάντων.

Paper	Method	Structural	Contextual	Inductive	Real-time	Feature Selection
Zhang et.al	GSP-based	✓				✓
Kriti Kumar et. al	GSP-based	✓				
Ming-Yue Zhai et. al	GSP-based	✓				
LINA STANKOVIC et. al	GSP-based	✓			✓	
LINA STANKOVIC (2018)	GSP-based	✓			✓	
Large and Berges	Auto-encoders	✓				
Jack Kelly	LSTM-CONV-ENCODERS		✓	✓	✓	✓
Ce Peng	LSTM-CONV-ENCODERS		✓	✓	✓	✓
Jihyun Kim et. al	GSP-based		✓	✓	✓	✓
Zhao Yang Dong et. al	LSTM		✓	✓	✓	✓
Kaselimi et. al	Convolutional		✓	✓	✓	✓
R Bonfigli et. all	Bi-LSTM		✓	✓	✓	✓
GS Babu et.al	LSTM-Conv-1D		✓	✓	✓	✓
Chaoyun Zhang et. al	Seq2point-CNN		✓	✓	✓	✓

Πίνακας 2.1: Ποιοτική σύγκριση των NILM μοντέλων.

Εφόσον εξετάσαμε αναλυτικά τις σχετικές με νευρωνικά δίκτυα γράφου εργασίες στην βιβλιογραφία, θα περάσουμε στη συνέχεια σε ερευνητικές δουλειές που ασχολούνται με πιο κλασικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων και το πως αυτές εφαρμόστηκαν στο NILM πεδίο.

2.2. Μέθοδοι NILM με DNNs

Ο όρος διαχωρισμός της ενέργειας αντιπροσωπεύει τη διαδικασία ανάλυσης ενός σήματος στις επιμέρους πηγές του. Το πρόβλημα αυτό μπορεί να γίνει αντιληπτό από το πεδίο εφαρμογής του τυφλού διαχωρισμού πηγών, όπου ο στόχος είναι η εξαγωγή μεμονωμένων πηγών σήματος από το κύριο σήμα [20]. Συγκεκριμένα, ο στόχος της ενεργειακής ανάλυσης είναι να εκτιμηθεί η κατανάλωση ενέργειας των συσκευών που συνθέτουν τη συνολική κατανάλωση ενέργειας μιας εγκατάστασης. Όπως αναφέρθηκε

και παραπάνω αυτό το πρόβλημα μπορεί να αντιμετωπιστεί είτε με παρεμβατικές είτε με μη παρεμβατικές μεθόδους [7, 21]. Οι παρεμβατικές μέθοδοι κάνουν χρήση ατομικών μετρητών σε όλες τις ηλεκτρικές συσκευές. Έτσι, μπορεί να παρακολουθείται η ακριβής κατανάλωση ενέργειας κάθε πηγής. Από την άλλη πλευρά, οι μη παρεμβατικές μέθοδοι διαμορφώνουν το πρόβλημα ως ένα έργο διαχωρισμού τυφλών πηγών, όπου οι μεμονωμένες καταναλώσεις ενεργού ισχύος των συσκευών προσδιορίζονται χρησιμοποιώντας μόνο τη συνολική κατανάλωση. Η NILM είναι μια βιώσιμη, αποτελεσματική και χαμηλού κόστους μη παρεμβατική μέθοδος [22] που εισήχθη για πρώτη φορά από τον Hart στα μέσα της δεκαετίας του '80 [3]. Ο Hart πρότεινε μια συνδυαστική λύση του προβλήματος, όπου υπολογίζεται ο βέλτιστος αριθμός καταστάσεων και συσκευών σε χρήση ώστε να ταιριάζει με τη συνολική κατανάλωση ενέργειας. Το μειονέκτημα της συνδυαστικής μεθόδου είναι ότι μπορεί να εφαρμοστεί μόνο σε απλές συσκευές με πεπερασμένο αριθμό καταστάσεων λειτουργίας. Μια σειρά από δημοφιλείς τεχνικές για NILM βασίζονται σε Παραγοντικά Κρυφά Μοντέλα Μαρκόφ (FHMM) [23-25]. Αυτού του είδους οι μέθοδοι συνδυάζουν τις επιμέρους κρυφές καταστάσεις πολλαπλών ανεξάρτητων κρυφών μοντέλων Markov προκειμένου να εκτιμήσουν τις καταστάσεις των συσκευών και την κατανάλωση ενέργειας. Παρόλο που οι λύσεις αυτές είναι χαμηλού κόστους, δεν παράγουν αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας. Με την άνοδο της βαθιάς μάθησης και των νευρωνικών δικτύων κατά την τελευταία δεκαετία, τα πράγματα άλλαξαν και σχεδιάστηκαν αρχιτεκτονικές NILM τελευταίας τεχνολογίας, ωθώντας τους ερευνητές να επικεντρωθούν στη βαθιά μάθηση.

Οι Kelly και Knottenbelt [26] ήταν οι πρώτοι που πρότειναν μοντέλα νευρωνικών δικτύων ειδικά για NILM. Το αρχικό τους έργο περιλαμβάνει τρία μοντέλα, μια επαναλαμβανόμενη αρχιτεκτονική, έναν αυτόματο κωδικοποιητή αποθορυβοποίησης (DAE) και μια αρχιτεκτονική ANN για την παλινδρόμηση του χρόνου έναρξης/λήξης και της ισχύος. Τα αναδρομικά δίκτυα έχει αποδειχθεί ότι είναι κατάλληλα για το πρόβλημα της NILM [5,27-28] και παράγουν κορυφαία αποτελέσματα, όπως στην εργασία του Krystalakos [29], όπου οι Gated Recurrent Units (GRUs) συνδυάστηκαν με μια προσέγγιση ολισθαίνοντος παραθύρου. Από την άλλη πλευρά, τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN) είναι επίσης

ισχυρά στην εργασία διαχωρισμού [30, 31]. Πρόσφατα, έχουν γίνει προσπάθειες να συνδυαστούν τα RNN με τα CNN για να παραχθούν δίκτυα με χαμηλό υπολογιστικό κόστος, κατάλληλα για πρακτική εφαρμογή [32-34]. Η πρόοδος σε άλλους τομείς όπως η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας εισήγαγε νέες μεθόδους στον τομέα του NILM. Οι παραλλαγές του Transformer της Google [35] προσαρμόστηκαν στο πρόβλημα της διάσπασης [36-38] με εξαιρετικά αποτελέσματα. Η χρήση του μηχανισμού προσοχής, το βασικό συστατικό των αρχιτεκτονικών Transformer, έχει επίσης χρησιμοποιηθεί σε εργασίες NILM για την παραγωγή δικτύων με καλές ικανότητες γενίκευσης [39, 40]. Οι γενετικές προσεγγίσεις κερδίζουν ολοένα και μεγαλύτερη δημοτικότητα στην ερευνητική περιοχή της NILM, είτε για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων [41, 42, 43] είτε για εφαρμογές διάσπασης [44-47].

Επί του παρόντος, η έρευνα στον τομέα των NILM έχει περάσει σε μια φάση που οι πρακτικές εφαρμογές αποτελούν το επόμενο φυσικό βήμα και το κύριο σημείο ενδιαφέροντος. Παρόλο που έχουν προταθεί λύσεις βαθιάς μάθησης τελευταίας τεχνολογίας με την πάροδο των ετών, το υπολογιστικό τους κόστος είναι δυσβάστακτο για πρακτικές εφαρμογές. Το κύριο πρόβλημα είναι το γεγονός ότι τα προηγούμενα χρόνια η έρευνα NILM παρήγαγε μοντέλα που μπορούν να ανιχνεύσουν την κατανάλωση ενέργειας μιας συσκευής κάθε φορά. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος έχουν προταθεί προσεγγίσεις πολλαπλών στόχων/πολλαπλών [48-50] ετικετών μαζί με προσεγγίσεις **μάθησης μεταφοράς** [51,52] και **τεχνικές συμπίεσης**. Έχουν καταβληθεί προσπάθειες για την τυποποίηση του τρόπου διεξαγωγής των πειραμάτων NILM προκειμένου να επιτευχθεί η αναπαραγωγιμότητα και η συγκρισιμότητα των μοντέλων με διάφορες υλοποιήσεις [53-55] και εργαλειοθήκες [56-58].

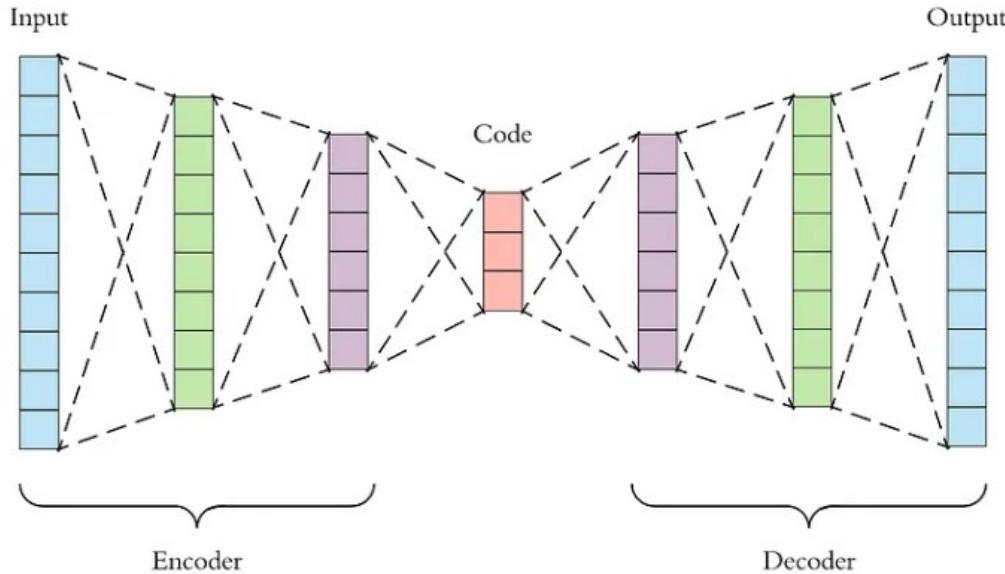
Πιο συγκεκριμένα και με περισσότερες λεπτομέρειες υπάρχουν αρκετοί **αλγόριθμοι ακμής βασισμένοι σε νευρωνικά δίκτυα** που έχουν χρησιμοποιηθεί για το ερευνητικό πεδίο του NILM. Η έρευνα στα Νευρωνικά Δίκτυα έχει οδηγήσει σε πολλές διαφορετικές αρχιτεκτονικές και τύπους νευρώνων. Στον τομέα της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίων έχει γίνει χρήση διαφόρων τύπων δικτύων, ωστόσο οι κύριες και πιο πρόσφατες

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων βασίζονται είτε στους: Autoencoders (AEs), είτε στα Recurrent Neural Networks (RNNs). Παρακάτω θα δώσουμε μία σύντομη περιγραφή των τεχνικών που έχουν εφαρμοστεί με μεγάλη επιτυχία στον τομέα της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου. Οι πιο διαδεδομένοι αλγόριθμοι αιχμής βασισμένοι σε νευρωνικά δίκτυα είναι οι παρακάτω:

Αυτοκωδικοποιητές (Autoencoders): Οι Autoencoders είναι ένας τύπος Νευρωνικού Δικτύου που υπάγεται στην κατηγορία της μη εποπτευόμενης μάθησης και έχουν ως στόχο τον ανασχηματισμό της εισόδου συμπιέζοντας και κωδικοποιώντας την αρχική είσοδο σε χαμηλότερη διάσταση και έπειτα αποσυμπιέζοντας την κωδικοποιημένη είσοδο με στόχο να ανακατασκευαστεί η αρχική είσοδος, όπως φαίνεται και στην εικόνα 1. Με την χρήση ενός ενδιάμεσου layer χαμηλής διάστασης, ο Autoencoder μαθαίνει να κάνει μείωση διάστασης και συμπίεση δεδομένων. Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές για autoencoders, οι οποίες παρουσιάζονται συνοπτικά παρακάτω:



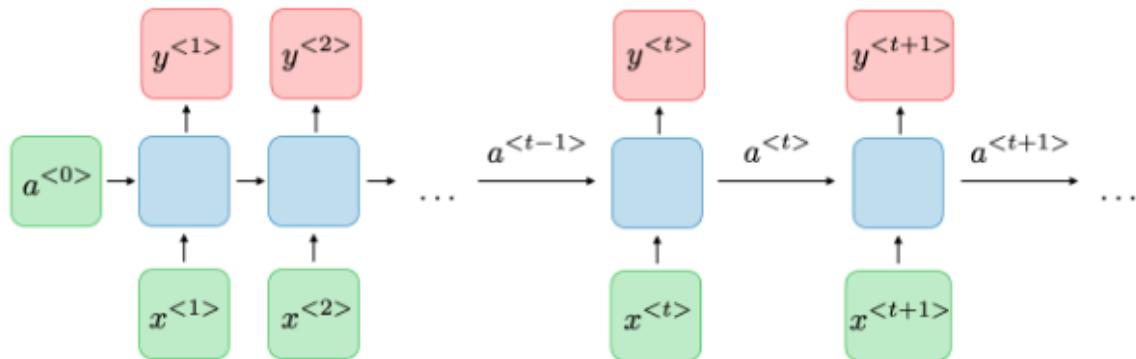
Εικόνα 2.2.1: Αρχιτεκτονική ενός Autoencoder.

Στον τομέα της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου, με μεγάλη επιτυχία έχει χρησιμοποιηθεί ο **Denoising Autoencoder (DAE)**, ο οποίος κατά τη διαδικασία ανακατασκευής της αρχικής εισόδου μαθαίνει να αφαιρεί τον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εισόδου. Στο NILM, θόρυβος θεωρείται ότι υπάρχει στα δεδομένα της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας ενός σπιτιού και αφορά την κατανάλωση ενέργειας των υπόλοιπων συσκευών από αυτήν που μελετάμε και στοχεύουμε να κάνουμε αποσύνθεση ενέργειας. Έτσι, ένας DAE μαθαίνει και “καθαρίζει” την είσοδο από το θόρυβο κατανάλωσης ενέργειας των άλλων συσκευών και ανακατασκευάζει την καθαρή κατανάλωση ενέργειας της συσκευής που μελετάμε.

Ένας ακόμα τύπος autoencoder που έχει χρησιμοποιηθεί στον τομέα της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου, είναι ο **Variational Autoencoder (VAE)** [59], ο

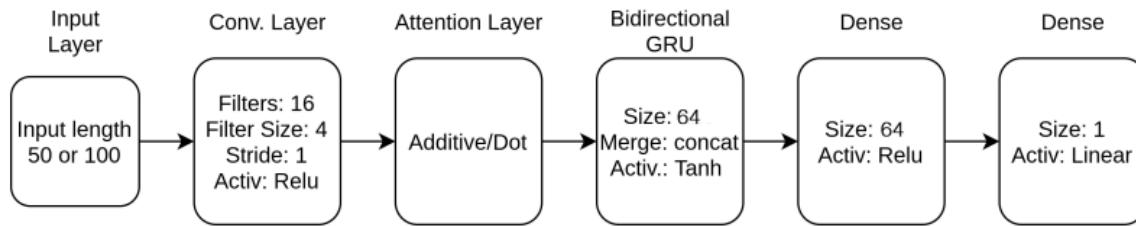
οποίος διαθέτει έναν πιθανοτικό κωδικοποιητή και έναν αποκωδικοποιητή παραγωγής. Ο πιθανοτικός κωδικοποιητής χρησιμοποιείται για να μάθει τις παραμέτρους μιας κατανομής η οποία περιγράφει την συγκεντρωτική κατανάλωση ενέργειας, η οποία επιτρέπει στη συνέχεια στον αποκωδικοποιητή να εκτιμήσει την κατανάλωση ενέργειας της συγκεκριμένης συσκευής που μελετάμε. Συγκεκριμένα, ο VAE που έχει προταθεί από τον A. Langevin, χρησιμοποιεί μια σειρά από δίκτυα Instance-Batch Normalization (IBN-Net) [60] με σκοπό την ενίσχυση της εξαγωγής χαρακτηριστικών υψηλού επιπέδου από τη μέτρηση της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας. Επίσης, για την βελτίωση της ανακατασκευής της κατανάλωσης ενέργειας της συσκευής που θέλουμε να προβλέψουμε χρησιμοποιείται η τεχνική των skip-connections [61], όπου γίνονται απευθείας συνδέσεις μεταξύ των layers του κωδικοποιητή με των layers του αποκωδικοποιητή.

Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks): Τα Recurrent Neural Networks (RNNs) είναι μια κατηγορία Νευρωνικών Δικτύων, η οποία επιτρέπει κύκλους μέσα στον γράφο του δικτύου, υπό την έννοια ότι η έξοδος του νευρώνα i στο layer / την χρονική στιγμή t τροφοδοτείται σε κάθε νευρώνα του layer I την χρονική στιγμή $t+1$. Αυτό επιτρέπει στα RNNs να διατηρούν ένα παράθυρο μνήμης, καθιστώντας τα ιδανικά για ακολουθιακά δεδομένα. Στην πράξη, τα RNNs υποφέρουν από το γνωστό πρόβλημα των ‘vanishing gradients’ [62], περιορίζοντας την μνήμη τους. Την λύση σε αυτό το πρόβλημα λύνει η αρχιτεκτονική του LSTM (long short-term memory), η οποία χρησιμοποιεί ένα κελί μνήμης με μία πύλη εισόδου, μία πύλη εξόδου και μία πύλη ανατροφοδότησης. Ωστόσο, το LSTM διαθέτει έναν τεράστιο αριθμό παραμέτρων καθιστώντας το υπολογιστικά κοστοβόρο. Για τον λόγο αυτό αναπτύχθηκε το στοιχείο GRU (Gated Recurrent Unit) [63], το οποίο όπως έχει δείξει η έρευνα, πετυχαίνει παρόμοιες επιδόσεις με το LSTM, χρησιμοποιώντας πολύ λιγότερες παραμέτρους, επιταχύνοντας έτσι τη διαδικασία της μάθησης του μοντέλου.



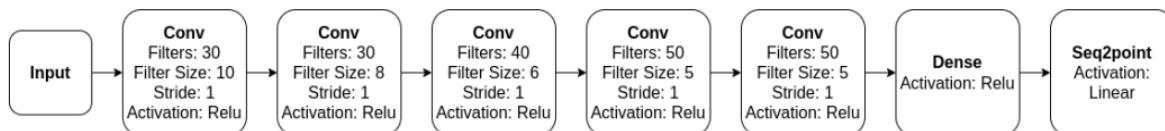
Εικόνα 2.2.2: Αρχιτεκτονική ενός RNN.

Για τους παραπάνω λόγους, στον τομέα της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου, οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε RNNs ουσιαστικά χρησιμοποιούν την αρχιτεκτονική του GRU [64]. Μία ακόμη προτεινόμενη τεχνική είναι αυτή του συρόμενου παραθύρου (sliding window) χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο που βασίζεται σε GRU. Σε αντίθεση με τις περισσότερες προσεγγίσεις οι οποίες εκτιμούν την κατανάλωση μιας συσκευής την χρονική στιγμή t αποσυνθέτοντας την συγκεντρωτική κατανάλωση την ίδια χρονική στιγμή t , η τεχνική του συρόμενου παραθύρου (WGRU) λαμβάνει ένα χρονικό παράθυρο $[t-w, t]$ για να προβλέψει την κατανάλωση της υπό εξέταση συσκευής τη χρονική στιγμή t . Εμπνευσμένος από την παραπάνω δουλειά, δημιουργήθηκε ο Self-Attentive Energy Disaggregator (SAED), ο οποίος συνδυάζει το GRU με έναν μηχανισμό προσοχής (attention mechanism). Ο μηχανισμός προσοχής βοηθάει το μοντέλο να εστιάσει στα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των ακολουθιών εισόδου. Η συγκεκριμένη τεχνική προτάθηκε και αυτή με την προσέγγιση του συρόμενου παραθύρου.



Εικόνα 2.2.3: Αρχιτεκτονική ενός SAED.

Άλλοι αλγόριθμοι: Μία παρόμοια τεχνική με το Window GRU είναι το Sequence-to-point (S2P) όπου γίνεται αντιστοίχιση ακολουθίας με ένα σημείο στον χρόνο, με έναν τρόπο που μοιάζει με το WGRU. Η διαφορά του S2P είναι ότι η τιμή που προβλέπει το μοντέλο αφορά το μεσαίο σημείο t του παραθύρου. Αυτή η μέθοδος απαιτεί να γνωρίζουμε την ακολουθία συνολικής κατανάλωσης από $-w/2$ έως $+w/2$, κι επομένως δεν είναι κατάλληλη μέθοδος όταν μας ενδιαφέρει να κάνουμε αποσύνθεση ενέργειας σε πραγματικό χρόνο. Ωστόσο, η βιβλιογραφία έχει δείξει ότι η συγκεκριμένη τεχνική, βασιζόμενη στα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks) [65], πετυχαίνει καλύτερα αποτελέσματα από τις υπόλοιπες τεχνικές, καθώς το συνελικτικό δίκτυο δείχνει να καταλαβαίνει καλύτερα τα δεδομένα καθώς παράγει χαρακτηριστικά που παλαιότερα εξάγονταν χειροκίνητα όπως η τυπική διάρκεια χρήσης και τα ενεργειακά επίπεδα των συσκευών.



Εικόνα 2.2.4: Αρχιτεκτονική ενός S2P.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

Κλείνοντας την ενότητα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης αξίζει να επισημάνουμε ότι τόσο η χρησιμοποίηση νευρωνικών δικτύων γράφων όσο και οι πιο κλασικές υλοποιήσεις αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων έχουν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους. Εξετάσαμε ενδελεχώς το τι δουλειές έγιναν στην βιβλιογραφία για το πεδίο του NILM και για τις 2 αυτές περιπτώσεις και αποφασίσαμε να κινηθούμε με τον εξής τρόπο όσα αναφορά το κομμάτι της υλοποίησης. Αρχικά εξετάσαμε την χρησιμοποίηση νευρωνικών δικτύων γράφων και στη συνέχεια περάσαμε στην χρησιμοποίηση των πιο κλασσικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων όπου περιμένουμε να έχουμε και πιο καλά αποτελέσματα.

Κεφάλαιο 3: GNN

Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγραφεί αναλυτικά η υλοποίηση των γραφημάτων νευρωνικών δικτύων. Αρχικά θα αναλύσουμε τις αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιήθηκαν και θα εξηγήσουμε σε ποιο πάνω επίπεδο την ευρύτερη μεθοδολογία, στη συνέχεια θα παραθέσουμε τα πειράματα που υλοποιήθηκαν μαζί με τα πιο σημαντικά ευρήματα και τα γενικότερα συμπεράσματα που εξήχθησαν από αυτά.

3.1 Μεθοδολογία - Αρχιτεκτονικές

Γενικά ο διαχωρισμός του φορτίου είναι ένα πολύπλοκο πρόβλημα και πολλοί ερευνητές έχουν προσπαθήσει να τροβλέψουν τη μετάβαση των συσκευών των έξυπνων σπιτιών και τη συμμετοχή τους σε ένα ενεργειακό συγκεντρωτικό σήμα (mains), με υψηλή ακρίβεια, χρησιμοποιώντας μοντέλα τελευταίας τεχνολογίας, π.χ. LSTMS, CNNS, ή υβριδικά μοντέλα (αρχιτεκτονικές που αποτελούνται από LSTMS με 1 ή 2 διάστατο φίλτρο συνέλιξης σε συνδυασμό με ένα συρόμενο παράθυρο, για την καταγραφή της μοναδικότητας κάθε συσκευής). Παρόλο που η απόδοση των προαναφερθέντων προσεγγίσεων είναι πολύ υψηλή (όσον αφορά τη μετρική αξιολόγησης που χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση) και υπάρχει επαρκής ικανότητα γενίκευσης σε

δεδομένα που το μοντέλο δεν έχει δει κατά την εκπαίδευση, συχνά υπάρχουν πολλοί περιορισμοί που οφείλονται στο μεγάλο σύνολο εκπαίδευσης και στη δυσκολία σύλληψης των χαρακτηριστικών του σήματος ισχύος (power signal) [68]. Από την άλλη πλευρά, υπάρχει πληθώρα προσεγγίσεων που βασίζονται στην επεξεργασία σήματος γράφου, όπου η κατανάλωση ισχύος μετατρέπεται σε σήμα μέσω της χρήσης της μορφής του γράφου και της εκμετάλλευσης των χαρακτηριστικών της θεωρίας γράφων. Η δυνατότητα γενίκευσης αυτών των προσεγγίσεων δεν είναι συχνά επαρκής, επειδή σε πολλές περιπτώσεις οι αρχιτεκτονικές βασίζονται στα δεδομένα και δεν μπορούν να λειτουργήσουν σε δεδομένα που το μοντέλο δεν έχει δει κατά την εκπαίδευση. Έτσι, η λύση που προτείνεται σε αυτό το κεφάλαιο εστιάζει στο συνδυασμό των προαναφερθέντων τομέων (διαδικασιών) επεξεργασίας σήματος γράφου και μάθησης γράφου για να ανοίξει έναν νέο τρόπο μάθησης στον συγκεκριμένο τύπο δεδομένων, χρησιμοποιώντας GNNs.

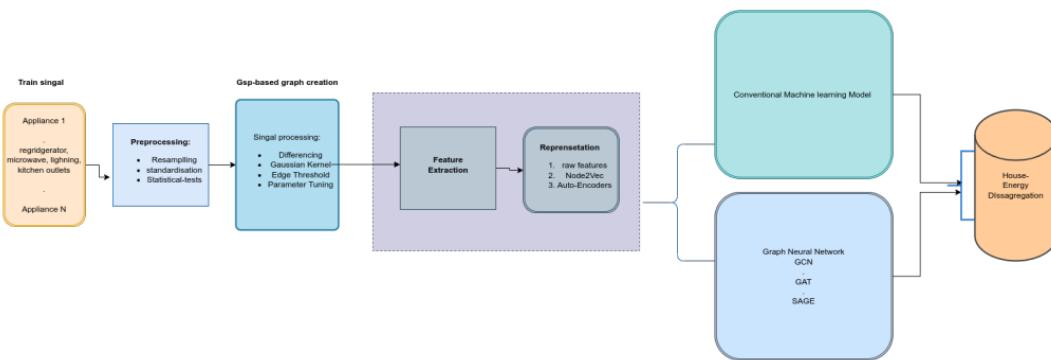
Η διαδικασία δημιουργίας γράφου βασίζεται στις προσεγγίσεις GSP, όπου οι κόμβοι δημιουργούνται από τις αποκλίσεις μεταξύ των μετρήσεων και οι ακμές από όλους τους συνδυασμούς μεταξύ των αποκλίσεων. Λαμβάνοντας υπόψη αυτό, το φιλτράρισμα του Gaussian πυρήνα (Gaussian kernel filtering) εφαρμόζεται στον παραγόμενο συνδυασμό ακμών για τον υπολογισμό των πραγματικών ακμών του γραφήματος και τελικά τον σχηματισμό του πίνακα γειτνίασης. Η βασική αρχιτεκτονική για τον διαχωρισμό ενέργειας είναι ένα GCN 2 επιπέδων που εκπαιδεύεται για να βελτιστοποιήσει ένα πρόβλημα ταξινόμησης κόμβων κατ' αναλογία με την ανίχνευση μετάβασης κατάστασης, μια διαδικασία που θα περιγραφεί παρακάτω. Επιπλέον, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική επιτρέπει τον υπολογισμό της ενσωμάτωσης κόμβων μέσω μιας ποικιλίας μεθόδων, όπως η ρηχοί αλγόριθμοι ενσωμάτωσης (δηλ. Node2Vec) και η βαθιοί αλγόριθμοι ενσωμάτωσης (δηλ. Auto-Encoder), για την καλύτερη αποτύπωση των υποκείμενων σχέσεων στη δομή του παραγόμενου γράφου. Για την καλύτερη κατανόηση της προτεινόμενης προσέγγισης θα συζητηθεί στη συνέχεια η κατάλληλη διατύπωση του προβλήματος.

Διατύπωση προβλήματος: Έστω ζητείται η συνολική μέτρηση της κατανάλωσης ενεργού ισχύος του σπιτιού στο χρονικό βήμα t_i , για $i = 1, \dots, N$. Λαμβάνοντας υπόψη ότι ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι σταθερός, κάνουμε μια μικρή κατάχρηση του συμβολισμού και συμβολίζουμε το P_{t_i} ως P_i για λόγους απλότητας. Ομοίως, έστω $P_i^m \geq 0$ η μέτρηση της κατανάλωσης ενεργού ισχύος για κάθε συσκευή $m \in M$ κατά το χρονικό βήμα t_i , με M το σύνολο των γνωστών συσκευών. Τέλος, για κάθε συσκευή υπάρχει ένα προκαθορισμένο σύνολο μεταβάσεων κατάστασης S^m με $|S^m| = n$ για συσκευές η καταστάσεων. Διαθέτουμε επίσης ετικέτες βασικής αλήθειας $y \in R^{|M|}$ για κάθε χρονοσειρά κατανάλωσης ενέργειας με $y_m = 1$ όταν η συσκευή m συμβάλλει στη συγκεκριμένη χρονοσειρά. Στο NILM, μπορούν να οριστούν δύο προβλήματα που συνδέονται στενά μεταξύ τους και η επίλυση του πρώτου συμβάλλει στην αντιμετώπιση του δεύτερου. Συγκεκριμένα, τα προβλήματα αυτά είναι η ανίχνευση μετάβασης κατάστασης συσκευής και ο διαχωρισμός ενέργειας, τα οποία θα αναλυθούν παρακάτω:

- Πρόβλημα 1: Ανίχνευση μετάβασης κατάστασης:** Δεδομένων των μεμονωμένων καταναλώσεων συσκευών P_i^m , για $m \in M$, εντοπίστε τις μεταβάσεις κατάστασης για την αντίστοιχη συσκευή m .
- Πρόβλημα 2: Ενεργειακή ανάλυση.** Δεδομένης της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας P_i^{AGG} και ενός συνόλου προ-εκπαιδευμένων μοντέλων τόσο για τις μεμονωμένες καταναλώσεις συσκευών P_i^m , για $m \in M$ όσο και για τις συνολικές, προβλέψτε $y \in M$ το σύνολο των συσκευών που συμβάλλουν στην P_i^{AGG} , για κάθε χρονικό βήμα i .

Στην συγκεκριμένη υλοποίηση τα δύο προαναφερθέντα προβλήματα αντιμετωπίζονται με τη χρήση Νευρωνικών Δικτύων Γραφημάτων (GNN), καθώς ο κύριος στόχος και η συμβολή είναι να προσεγγιστεί το NILM καταγράφοντας τόσο τις πληροφορίες που

σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά (features) όσο και τις δομικές πληροφορίες (γράφημα). Για να γίνει αυτό, πρέπει να μεταφερθεί ολόκληρη η έννοια του NILM στον τομέα των γραφημάτων. Στη συνέχεια, τα βήματα για την επίτευξη μιας έγκυρης λύσης είναι τα εξής: α) Δημιουργία γράφου G από δεδομένα β) Εφαρμογή ενός μοντέλου GNN στο G γ) Εκπαίδευση του GNN με επίβλεψη για την επίλυση των προβλημάτων 1 και 2, χρησιμοποιώντας ετικέτες για το συγκεκριμένο πρόβλημα.



Εικόνα 4.1: Σύγχρονη αρχιτεκτονική CNN

3.1.1 Κατασκευή γράφου

Για να κατασκευάσετε τη δομή του γράφου από τις διαθέσιμες χρονοσειρές κατανάλωσης ισχύος, το σήμα μεταβολής της ισχύος - γνωστό και ως drift - πρέπει να οριστεί ως $\Delta P_i^{AGG} = P_{i+1}^{AGG} - P_i^{AGG}$ για το συνολικό σήμα $\Delta P_i^m = P_{i+1}^m - P_i^m$ για $m \in M$. Αυτές οι μεταβολές θα μπορούσαν να υποδηλώνουν ένα γεγονός, όπως μια μετάβαση κατάστασης, αλλά οι μικρότερες θα μπορούσαν να συμβούν λόγω διακυμάνσεων του φορτίου ισχύος - δηλ. θόρυβος φορτίου ισχύος. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιείται ένα κατώφλι T_0 που ορίζεται

από το χρήστη, για το οποίο $|\Delta P_i| < T_0$ σημαίνει ότι το σήμα αντιστοιχεί σε θόρυβο. Στη συνέχεια, μπορεί να κατασκευαστεί γράφος G έτσι ώστε $G = (V, E)$, όπου $V = \{\Delta P_i \mid |\Delta P_i| \geq T_0, i = 1, \dots, N-1\}$ είναι το σύνολο των κόμβων και E είναι το σύνολο των ακμών. Όλες οι ακμές του G περιέχονται στον πίνακα γειτνίασης $A \in \mathbb{R}^{N-1 \times N-1}$. Οι τιμές $A_{i,j}$ απεικονίζουν τη συνδεσιμότητα των συλλεγέντων δεδομένων. Όταν αυτός ο πίνακας δεν είναι διαθέσιμος, χρησιμοποιείται ο ακόλουθος πυρήνας Gauss [70, 71, 72]:

$$A_{i,j}^{weighted} = \exp \left\{ -\frac{|dist(x_i, x_j)^2|}{\rho^2} \right\} \quad (4.1)$$

όπου $dist(x_i, x_j)$ είναι οποιαδήποτε μετρική απόστασης στον ευκλείδειο χώρο, π.χ. Ευκλείδεια απόσταση και ρ είναι ένας συντελεστής κλιμάκωσης. Ουσιαστικά, η προτεινόμενη μέθοδος στην έκδοση vanilla δημιουργεί έναν πίνακα για κάθε συσκευή με μετρήσεις και χρονοσφραγίδες, όπως συλλέγονται από τον αντίστοιχο αισθητήρα του σπιτιού. Με αυτές τις διαθέσιμες πληροφορίες, υπολογίζει τις αποκλίσεις μεταξύ δύο διαδοχικών χρονικών βημάτων, οι οποίες χρησιμεύουν ως κόμβοι του παραγόμενου γραφήματος. Τελικά, για την παραγωγή της πληροφορίας συνδεσιμότητας, εκμεταλλεύεται τη συνάρτηση πυρήνα Gauss που έχει ήδη συζητηθεί, η οποία εφαρμόζεται σε όλα τα πιθανά ζεύγη κόμβων και υπολογίζει τη φυσική απόσταση μεταξύ των δύο αντίστοιχων κόμβων. Επομένως, ο μέγιστος πίνακας γειτνίασης είναι σταθμισμένος και συχνά πυκνός.

Παράθυρο: Άν και η διαδικασία που περιγράφεται παραπάνω είναι σαφώς καθορισμένη, ο μεγάλος αριθμός κόμβων μπορεί να οδηγήσει σε μεγάλους γράφους που είναι δύσκολο να χειριστούν. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το ζήτημα, χρησιμοποιείται ένα παράθυρο ως μηχανισμός δειγματοληψίας, ο οποίος συγκεντρώνει τις μεμονωμένες μετρήσεις σε μία και μοναδική και, συνεπώς, δεν επιτρέπει την επέκταση του αριθμού των κόμβων του

παραγόμενου γράφου. Για παράδειγμα, δεδομένης μιας χρονοσειράς 10000 μετρήσεων και ενός παραθύρου 100, ο παραγόμενος γράφος θα περιέχει μόνο 100 κόμβους.

Ετικέτες κόμβων: Κάθε κόμβος συνδέεται με μια ετικέτα κόμβου που δηλώνει την κατάστασή του. Για τις συσκευές on-off, η κατάσταση "on" θα μπορούσε να κωδικοποιηθεί με την ετικέτα 1, ενώ το 0 θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την κατάσταση "off". Από την άλλη πλευρά, οι συσκευές πολλαπλών καταστάσεων, όπως το πλυντήριο πιάτων, το πλυντήριο ρούχων ή η τηλεόραση, είναι πιο πολύπλοκες λόγω των διαφορετικών ποσοτήτων κατανάλωσης ενέργειας που μπορούν να διατηρήσουν σε κάθε κατάσταση. Για το σκοπό αυτό, ανεξάρτητα από τον τύπο της συσκευής, ως ετικέτες κόμβων χρησιμοποιούνται οι πραγματικές μεταβολές της κατανάλωσης ενέργειας, πράγμα που σημαίνει ότι οι ετικέτες κόμβων είναι πραγματικοί αριθμοί και όχι διακριτοί ακέραιοι αριθμοί που υποδηλώνουν μια συγκεκριμένη κατάσταση.

GNN Διαμόρφωση: Ένα GNN μπορεί να αξιοποιηθεί για την αντιμετώπιση των 2 προβλημάτων που αναφέρθηκαν παραπάνω. Συγκεκριμένα, για να εκφραστεί η καθορισμένη δομή του γράφου σε μορφή που να είναι κατάλληλη για τα μοντέλα GNN, οι πληροφορίες για τις ακμές θα πρέπει να διαχωριστούν από τη συνδεσιμότητα των ακμών. Συγκεκριμένα, ο $A_{i,j}$ επαναπροσδιορίζεται έτσι ώστε να περιέχει μόνο τη δυαδική πληροφορία για το αν υπάρχει ακμή μεταξύ των i και j και εισάγεται ο πίνακας χαρακτηριστικών ακμής $X_e \in \mathbb{R}^{N-1 \times 1}$, ο οποίος περιέχει ένα μόνο χαρακτηριστικό, δηλ. το βάρος της ακμής. Τέλος, μπορεί να υπάρχει και ένας πίνακας χαρακτηριστικών κόμβων, που συμβολίζεται ως X_n . Συνοψίζοντας, οι διαθέσιμες δομές δεδομένων είναι: G^{AGG} , A^{AGG} , X_e^{AGG} και X_n^{AGG} για τα συγκεντρωτικά σήματα, G^m , A^m , X_e^m και X_n^m για κάθε μεμονωμένη συσκευή $m \in M$ και τις ετικέτες γ. Οι ετικέτες στις οποίες εκπαίδευται το GNN και η ακριβής διαδικασία εκπαίδευσης πρέπει να καθοριστούν ρητά ανάλογα με το πρόβλημα που εξετάζεται. Παρακάτω περιγράφονται οι ιδιαιτερότητες αυτών των εννοιών.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

3.1.2 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης γράφου

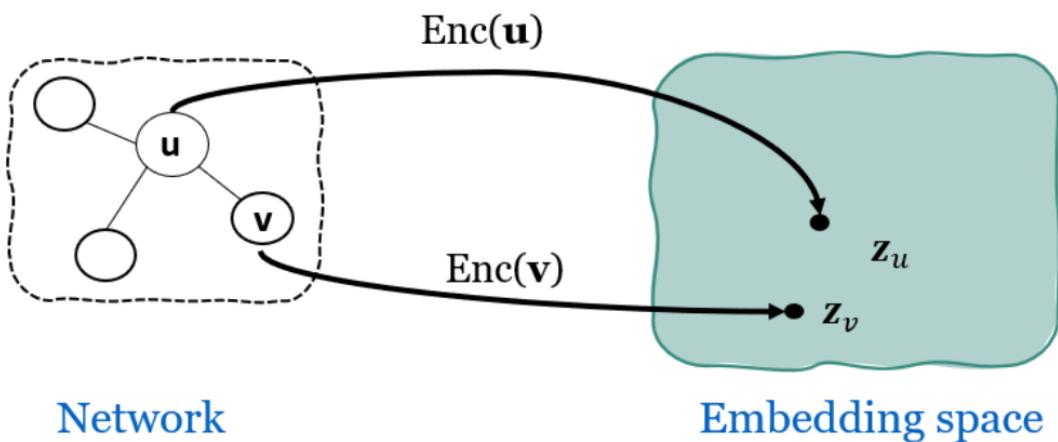
Για την αντιμετώπιση του προβλήματος 1 (Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης), διατυπώνεται μια αναλογία ταξινόμησης κόμβων. Εδώ, υπενθυμίζεται ότι ένας κόμβος αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη στιγμή - ή σύμφωνα με την υλοποίηση με βάση το παράθυρο σε ένα συγκεκριμένο εύρος - του σήματος μεταβολής της ισχύος. Επομένως, δεδομένου των A , X_n και X_e , ο στόχος είναι να προβλεφθεί για κάθε κόμβο η ακριβής μετάβαση κατάστασης με την οποία συνδέεται (υπενθυμίζεται ότι κάθε κόμβος είναι στην πραγματικότητα μια παρέκκλιση, μια μετάβαση κατάστασης και όχι μια κατάσταση αυτή καθαυτή). Για να γίνει αυτό, οι επικέτες για την ακριβή μετατόπιση της κατανάλωσης ισχύος, δηλαδή $y_i \in R \quad \forall i \in V$. Η κατάλληλη απώλεια ή ο στόχος L που το μοντέλο θα πρέπει να επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει θα είναι τότε μια απώλεια παλινδρόμησης, όπως το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα:

$$\min \mathcal{L}(y, \bar{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (4.2)$$

3.1.2.1 Embeddings

Οι γράφοι δεν έχουν φυσική σειρά ή σημείο αναφοράς, αλλά οι κοινές μέθοδοι βαθιάς μάθησης δέχονται ως είσοδο διανύσματα με συγκεκριμένη σειρά. Τα τελευταία χρόνια έχουν δημιουργηθεί διάφορες μέθοδοι με αποκλειστικό σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων για τους γράφους [67]. Η βασική ιδέα αυτών των προσεγγίσεων είναι να κωδικοποιήσουν τους κόμβους ως διανύσματα χαμηλής διάστασης - που ονομάζονται ενώσεις - τα οποία συνοψίζουν το ρόλο του κόμβου στη θέση του στο γράφο και τη δομή

της τοπικής γειτονιάς. Έτσι, οι κόμβοι με παρόμοιο δομικό ρόλο κωδικοποιούνται στενά μαζί στο χώρο ενσωμάτωσης, όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.1.2.1.1. Η αποτύπωση της τοπολογίας του γράφου, των σχέσεων μεταξύ των κόμβων και περαιτέρω πληροφοριών μέσω αυτών των διανυσματικών ενσωματώσεων, είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για εργασίες εξόρυξης γραφημάτων και οι δύο κύριες προσεγγίσεις δηλαδή η ρηχή και η βαθιά ενσωμάτωση - αξιοποιούνται και στην προτεινόμενη μεθοδολογία.



Εικόνα 3.1.2.1.1: Λόγος ενσωμάτωσης κόμβων (Node embedding rationale). Οι κόμβοι με παρόμοιο δομικό ρόλο στο δίκτυο θα πρέπει να τοποθετούνται κοντά ο ένας στον άλλο στο χώρο ενσωμάτωσης (embedding space) και, συνεπώς, να έχουν μεγαλύτερη ομοιότητα.

3.1.2.1.1 Χαμηλή ενσωμάτωση

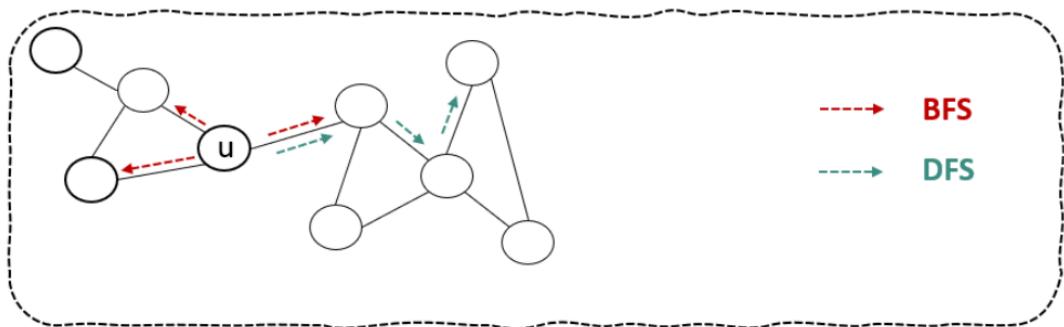
Η πλειονότητα των αλγορίθμων εκμάθησης αναπαράστασης κόμβων βασίζεται στην προσέγγιση της ρηχής ενσωμάτωσης (shallow embedding), η οποία είναι σε μεγάλο βαθμό εμπνευσμένη από τεχνικές παραγοντοποίησης πινάκων για μείωση των

διαστάσεων. Αυτός ο τύπος ενσωμάτωσης χρησιμοποιεί μια συνάρτηση χάρτη για να εκτελέσει μια αναζήτηση ενσωμάτωσης. Αυτό σημαίνει ότι ο στόχος είναι να μάθουμε έναν πίνακα αναζήτησης που δείχνει την ενσωμάτωση κάθε κόμβου. Η συνάρτηση αυτή γενικά μπορεί να εκφραστεί μέσω ενός γινομένου $\text{Enc}(u) = Z_u$ που ορίζει τη στήλη του πίνακα Z που αντιστοιχεί στον συγκεκριμένο κόμβο u , χρησιμοποιώντας ένα ντετερμινιστικό μέτρο ομοιότητας για τους κόμβους. Συνολικά, οι ρηχές μέθοδοι ενσωμάτωσης ποικίλουν ως προς τον υπολογισμό του πίνακα Z .

Οι πιο γνωστές ρηχές προσεγγίσεις, όπως οι DeepWalk [69] και Node2Vec [66], βασίζονται σε στατιστικά που εξάγονται από τεχνικές τυχαίου περιπάτου (random walks). Η κύρια εστίαση των μεθόδων τυχαίου περιπάτου είναι η βελτιστοποίηση των ενσωματώσεων των κόμβων, ώστε οι κόμβοι να έχουν παρόμοια διανύσματα όταν τείνουν να συνυπάρχουν σε σύντομες τυχαίες περιπλανήσεις στο γράφημα. Λαμβάνοντας υπόψη αυτό, η μέθοδος τυχαίου περιπάτου είναι ένα ντετερμινιστικό μέτρο για την ομοιότητα των κόμβων, το οποίο χρησιμεύει ως ένας τρόπος δειγματοληψίας των γειτονιών των κόμβων και παρέχει έτσι μια καλή επισκόπηση των δομικών ρόλων των κόμβων. Στην προτεινόμενη αρχιτεκτονική, επιλέγεται το Node2Vec ως ρηχή αναπαράσταση ενσωμάτωσης, καθώς έχει οδηγήσει σε ανώτερες επιδόσεις σε διάφορες εργασίες εκμάθησης αναπαράστασης γραφημάτων.

Node2Vec: Το Node2Vec χρησιμοποιεί τυχαίους περιπάτους για τη δειγματοληψία μιας γειτονιάς για κάθε κόμβο στον γράφο. Έτσι, μετά την επανάληψη ενός συγκεκριμένου αριθμού τυχαίων περιπάτων, δημιουργείται ένα λεξιλόγιο για κάθε κόμβο u που περιέχει τους κόμβους που επισκέφθηκαν κατά τη διάρκεια αυτών των περιπάτων (ξεκινώντας από τον u) καθώς και παρεμβάλλει μεταξύ της τοπικής και της παγκόσμιας άποψης της γειτονιάς κάθε κόμβου, χρησιμοποιώντας ένα BFS ή ένα DFS-like traversal, ανάλογα με τις συχνότητές τους. Στη συνέχεια, αυτά τα λεξιλόγια κόμβων περνούν μέσα από ένα μοντέλο Skip gram για την απόκτηση ενσωματώσεων κόμβων, παρόμοια με τη μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για την απόκτηση ενσωματώσεων λέξεων στο Word2Vec [6]. Τα βήματα που περιγράφονται παραπάνω είναι κοινά μεταξύ του

DeepWalk και του Node2Vec, ωστόσο το τελευταίο χρησιμοποιεί μια προσαρμοστική προσέγγιση τυχαίου περιπάτου. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας δύο παραμέτρους - την παράμετρο α εισόδου-εξόδου και την παράμετρο β επιστροφής. Με αυτά τα δύο, ο Node2Vec διαχειρίζεται μεταξύ τυχαίων περιπάτων που είναι είτε πιο κοντά (καταγράφοντας μια τοπική άποψη μέσω μιας περιήγησης τύπου BFS) είτε πιο μακριά από τον κόμβο u (στοχεύοντας σε μια συνολική άποψη με τρόπο που μοιάζει με τον DFS), όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 3.1.2.1.1.1.



Εικόνα 3.1.2.1.1.1: Στρατηγική τυχαίων περιπάτων του Node2Vec.

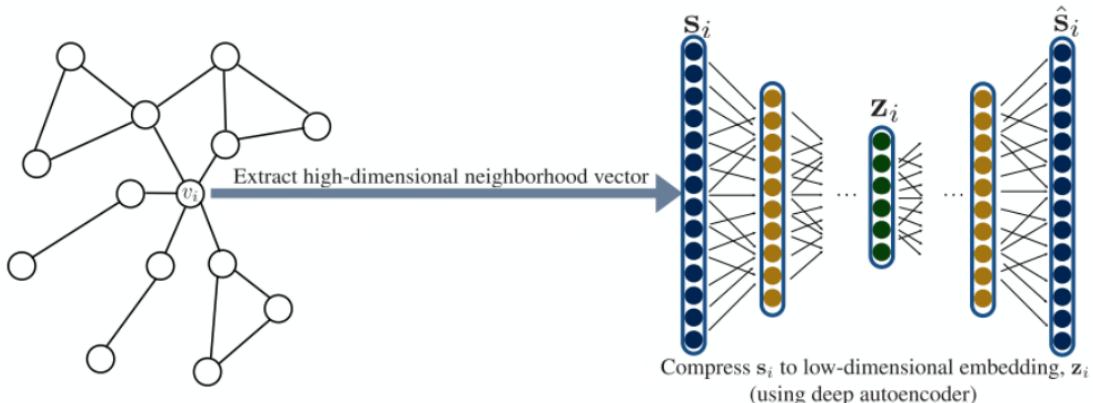
3.1.2.1.2 Βαθιές ενσωματώσεις

Παρά την αποτελεσματικότητα των ρηχών ενσωματώσεων, είναι επίσης εμφανή διάφορα μειονεκτήματα. Από μια άποψη, αυτές οι μέθοδοι αποτυγχάνουν να αξιοποιήσουν τα χαρακτηριστικά των κόμβων κατά την κωδικοποίηση, επομένως χάνουν ένα σημαντικό πιοσό πληροφορίας που είναι συνήθως διαθέσιμο σε μεγάλους γράφους. Από την άλλη πλευρά, οι ρηχές ενσωματώσεις υποφέρουν από υπολογιστική άποψη, καθώς δεν υπάρχουν κοινές παράμετροι μεταξύ των κόμβων - οι οποίες χρησιμεύουν ως μια μορφή κανονικοποίησης και συνεπώς ο αριθμός των παραμέτρων αυξάνεται ανάλογα με τον αριθμό των κόμβων. Τέλος, η δυνατότητα γενίκευσης των ρηχών ενσωματώσεων σε μεγάλους ή δυναμικούς γράφους και σε διαφορετικά πλαίσια είναι φτωχή, δεδομένου ότι

αυτά τα μοντέλα είναι εγγενώς μεταγωγικά, πράγμα που σημαίνει ότι μαθαίνουν να παράγουν ενσωματώσεις μόνο για τους κόμβους που είναι παρόντες κατά την εκπαίδευση.

Λόγω των προαναφερθέντων μειονεκτημάτων της ρηχής προσέγγισης, έχουν επίσης αυξηθεί οι βαθιές ενσωματώσεις, οι οποίες, όπως υποδηλώνει το όνομά τους, χρησιμοποιούν ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης για την κατασκευή των αναπαραστάσεων των κόμβων. Έτσι, η κύρια διαφορά από τις ρηχές ενσωματώσεις είναι η διαδικασία κωδικοποίησης των κόμβων, η οποία είναι πλέον πιο ισχυρή λόγω της χρήσης σύνθετων βαθιών μοντέλων τα οποία είναι σε θέση να συλλάβουν τόσο τη δομή όσο και τα χαρακτηριστικά των γραφημάτων.

Αυτόματος κωδικοποιητής: Η πλειονότητα των προσεγγίσεων βαθιάς ενσωμάτωσης βρίσκεται κάτω από το γενικό πλαίσιο κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή, το οποίο χρησιμοποιείται και στην προτεινόμενη αρχιτεκτονική της υλοποίησής μας.



Εικόνα 3.1.2.1.2.1: Το πλαίσιο κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή σε γραφήματα. Για κάθε κόμβο v_i κατασκευάζεται ένα υψηλής διάστασης διάνυσμα γειτονιάς s_i . Το s_i διαβιβάζεται

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

στη συνέχεια στον κωδικοποιητη για τη δημιουργία χαμηλής διάστασης ενσωμάτωσης z_i . Τέλος, ο αποκωδικοποιητής χρησιμοποιεί την ενσωμάτωση για να παράγει ένα αποτέλεσμα \hat{s}_i . Εάν ο στόχος του αποκωδικοποιητή είναι να ανακατασκευάσει το αρχικό s_i , το όλο πλαίσιο ονομάζεται αυτόματος κωδικοποιητής [13].

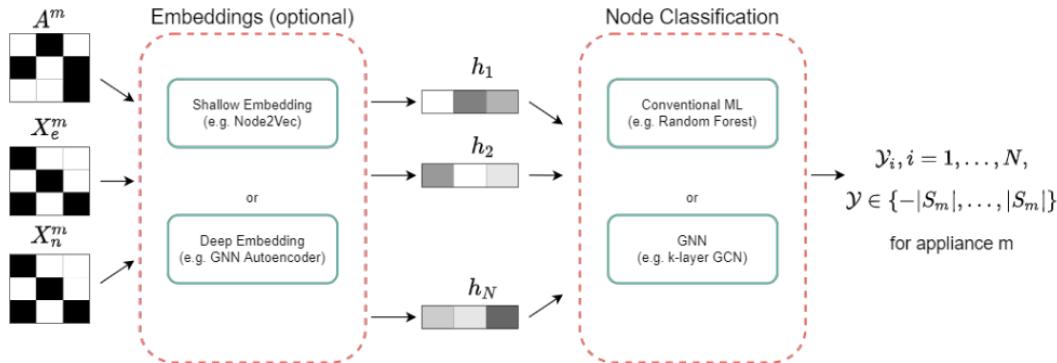
Συγκεκριμένα, όπως απεικονίζεται στην εικόνα 3.1.2.1.2.1, αφού εξαχθούν κάποια διανύσματα γειτονιάς υψηλής διάστασης για κάθε κόμβο, το πρώτο βήμα του πλαισίου κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή είναι η κωδικοποίηση αυτών των διανυσμάτων σε νέες χαμηλής διάστασης ενσωματώσεις. Υπό αυτή την έννοια, ο κωδικοποιητής πραγματοποιεί (προαιρετικά) μείωση της διάστασης των διανυσμάτων κόμβων εισόδου, καθώς αποδίδει τους κόμβους σε έναν χώρο χαμηλότερης διάστασης, τον latent space. Στη συνέχεια, ο αποκωδικοποιητής ανακατασκευάζει έναν στόχο χρησιμοποιώντας τις ενσωματώσεις. Όταν ο αποκωδικοποιητής ανακατασκευάζει τα αρχικά διανύσματα υψηλών διαστάσεων, τότε η όλη αρχιτεκτονική ονομάζεται αυτόματος κωδικοποιητής και αυτό είναι το ακριβές μοντέλο που επιλέγεται ως το αντίτροσωπευτικό μοντέλο βαθιάς ενσωμάτωσης κατά τη διάρκεια του πειραματισμού της υλοποίησής μας. Τέλος, προκειμένου να εκπαιδευτεί ο αυτόματος κωδικοποιητής, ελαχιστοποιείται μια απώλεια που εκφράζει τη διαφορά μεταξύ της αρχικής εισόδου και της ανακατασκευασμένης εξόδου, όπως το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα (MSE):

$$\sum_{i=1}^N (s_i - DEC(ENC(s_i)))^2$$

όπου N είναι ο αριθμός των κόμβων, s_i το πολυδιάστατο διάνυσμα του κόμβου v_i , ENC η διαδικασία του κωδικοποιητή και DEC η διαδικασία του αποκωδικοποιητή. Σημειώνεται εδώ ότι τόσο ο κωδικοποιητής όσο και ο αποκωδικοποιητής είναι πλήρη νευρωνικά δίκτυα που μπορούν να μοιράζονται παραμέτρους, αν αυτό είναι απαραίτητο.

3.1.2.2 Ανίχνευση μετάβασης κατάστασης

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος 1 (Ανίχνευση μετάβασης κατάστασης), προτείνεται μία υλοποίηση που παρουσιάζεται στην εικόνα 3.1.2.2.1. Έχοντας ως είσοδο όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες - δηλαδή τόσο τον πίνακα γειτνίασης του γραφήματος όσο και τα πιθανά χαρακτηριστικά κόμβων και ακμών - το πρώτο βήμα είναι η παραγωγή των embeddings. Η διαδικασία αυτή είναι προαιρετική, πράγμα που σημαίνει ότι τα απλά χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν απευθείας στη διαδικασία ταξινόμησης. Ωστόσο, όπως έχει ήδη συζητηθεί, τα embeddings παρέχουν πλούσιες και ποικίλες πληροφορίες ανάλογα με τη μέθοδο που χρησιμοποιείται. Στην παρούσα εργασία, δοκιμάζονται δύο προσεγγίσεις ενσωμάτωσης, μια ρηχή και μια βαθιά, συγκεκριμένα ο Node2Vec και ο Deep Autoencoder αντίστοιχα. Το τελευταίο βήμα της συγκεκριμένης υλοποίησης είναι να διαβιβάσει τις παραγόμενες ενσωματώσεις κόμβων (node embeddings) στην πραγματική μονάδα παλινδρόμησης κόμβων (node regression module). Παρόμοια με το βήμα της ενσωμάτωσης, η παλινδρόμηση μπορεί επίσης να υποστηρίξει πολλαπλούς αλγορίθμους. Εδώ, δοκιμάζεται ένας συμβατικός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης (όπως ο παλινδρομητής Random Forest) και ένα μοντέλο με γνώμονα τον γράφο (ένα GNN k-στρώματος). Για το σκοπό αυτό, το μοντέλο με επίγνωση του γράφου αναμένεται να παρουσιάσει ανώτερη απόδοση, καθώς εκμεταλλεύεται τη δομή του δικτύου μαζί με τις πληροφορίες που παρέχονται από τα features.



Εικόνα 3.1.2.2.1: Αγωγός ανίχνευσης μεταβάσεων καταστάσεων. Οι πίνακες γειτνίασης και χαρακτηριστικών τροφοδοτούνται (προαιρετικά) σε έναν αλγόριθμο ενσωμάτωσης όπως ο Node2Vec ή ένας αυτόματος κωδικοποιητής GNN για την παραγωγή ενσωμάτωσης με επίγνωση της δομής. Στη συνέχεια, αυτές οι ενσωματώσεις διαβιβάζονται στο πραγματικό μοντέλο παλινδρόμησης κόμβων, το οποίο μπορεί να είναι είτε ένα συμβατικό μοντέλο μηχανικής μάθησης είτε πάλι ένα μοντέλο βασισμένο στο GNN, εκπαιδευμένο να προβλέπει τις μεταβάσεις κατάστασης για τη συγκεκριμένη συσκευή m .

3.1.3 Διαχωρισμός ενέργειας γράφου

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος 2 (Διαχωρισμός ενέργειας γραφήματος), τα εκπαιδευμένα μοντέλα του προβλήματος 1 μπορούν να χρησιμοποιηθούν με τον ακόλουθο τρόπο. Πρώτον, ως είσοδος στα μοντέλα λαμβάνεται υπόψη μόνο η συνολική κατανάλωση ισχύος, δηλαδή P_i^{AGG} για κάθε χρονικό βήμα i .

Ας θυμηθούμε τώρα ότι από την προηγούμενη εργασία της ανίχνευσης μεταβάσεων κατάστασης, υπάρχει ήδη ένα σύνολο εκπαιδευμένων μοντέλων, ένα για κάθε τύπο συσκευής. Συνεπώς, κάθε μοντέλο θα πρέπει να είναι σε θέση να παράγει ένα διάνυσμα $\bar{y}_m \in \{0, 1, \dots, |S_m|\}$, όπου $|S_m|$ είναι ο αριθμός των καταστάσεων που έχει η συσκευή m ,

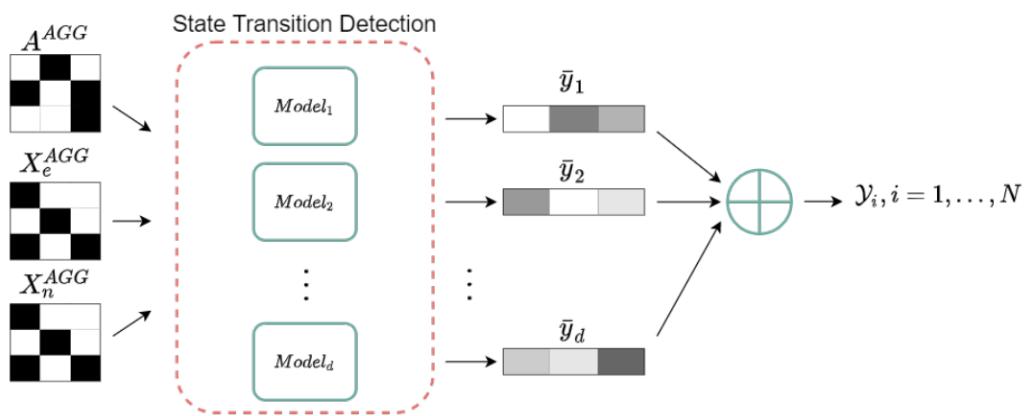
όπως έχει ήδη οριστεί στην αρχή αυτού του κεφαλαίου. Στη συνέχεια, αναμένεται ότι κάθε μοντέλο μπορεί να προβλέψει με μεγαλύτερη ακρίβεια τις μεταβάσεις κατάστασης της συγκεκριμένης συσκευής του, αν και μπορεί επίσης να παρέχει πρόβλεψη για τη συνολική κατανάλωση ενέργειας P_i^{AGG} , δεδομένου ότι αυτές ήταν επίσης μέρος του συνόλου δεδομένων εκπαιδευσης στο πρόβλημα 1.

Τα δύο προαναφερθέντα χαρακτηριστικά της προτεινόμενης υλοποίησης - η συνολική κατανάλωση ενέργειας (και συγκεκριμένα ο αντίστοιχος γράφος) και τα (εξατομικευμένα για κάθε συσκευή) εκπαιδευμένα μοντέλα - μπορούν να συνδυαστούν για την επίλυση του προβλήματος του ενεργειακού διαχωρισμού μέσω γραφημάτων.

Η εικόνα 3.1.3.1 απεικονίζει τη συνολική διαδικασία διαχωρισμού. Αρχικά, μέσω της μεθοδολογίας που περιγράφεται στην ενότητα 4.1 κατασκευάζεται ο συνολικός γράφος από το P_i^{AGG} και συγκεκριμένα οι πίνακες γειτνίασης A^{AGG} και χαρακτηριστικών X^{AGG} χρησιμεύουν ως είσοδος στη συγκεκριμένη υλοποίηση. Στη συνέχεια, κάθε μοντέλο συσκευής m εξάγει ένα διάνυσμα μεταβάσεων κατάστασης \hat{y} το οποίο περιέχει τις προβλέψεις του αντίστοιχου μοντέλου για κάθε κόμβο του γράφου - και ειδικότερα αν αντιστοιχεί σε κάποια από τις μεταβάσεις καταστάσεων της συγκεκριμένης συσκευής. Μέχρι αυτό το βήμα, υπάρχουν διαθέσιμα d διανύσματα μετάβασης καταστάσεων για το ίδιο συνολικό γράφημα G^{AGG} , ένα για κάθε τύπο συσκευής. Το τελευταίο βήμα είναι ο συνδυασμός αυτών των διανυσμάτων σε έναν πίνακα $Y \in \{0, 1\}^{d \times N}$, όπου N είναι τα συνολικά χρονικά βήματα της χρονοσειράς ισχύος (ή οι κόμβοι του μετασχηματισμένου γράφου). Στην εικόνα 3.1.3.1 αυτό απεικονίζεται με το σύμβολο \oplus . Στη συνέχεια, είναι εύκολο να παρατηρήσουμε ότι κάθε στήλη του Y αντιπροσωπεύει το σύνολο των συσκευών Y_i που συνεισφέρουν σε κάθε χρονικό βήμα (ή κόμβο) i .

Για να ολοκληρώσουμε την υλοποίηση του διαχωρισμού της ενέργειας, απαιτείται μια τελευταία διευκρίνιση, δηλαδή η διαδικασία συνάθροισης των διανυσμάτων των συσκευών στον πίνακα Y . Στην συγκεκριμένη υλοποίηση, ο πίνακας δημιουργείται με

απλή κάθετη στοίβαξη των επιμέρους διανυσμάτων, δεδομένου ότι αυτά περιέχουν ήδη τις μεταβάσεις κατάστασης ανά συσκευή. Ως εκ τούτου, το σύνολο των συσκευών που συνεισφέρουν (y_i) μπορεί να δημιουργηθεί διατηρώντας τις προβλέψεις μετάβασης κατάστασης i του κόμβου και συγκεκριμένα τις προβλέψεις που αντιστοιχούν σε μη μηδενικές (μη λειτουργικές) καταστάσεις.



Εικόνα 3.1.3.1: Η συνολική υλοποίηση σε πάνω πάνω επίπεδο της διάσπασης ενέργειας με χρήση γραφήματος. Κάθε συνολική κατανάλωση ενέργειας τροφοδοτείται σε όλα τα εξατομικευμένα εκπαιδευμένα μοντέλα m και γίνεται πρόβλεψη για κάθε συσκευή. Στη συνέχεια, αυτές οι προβλέψεις συνδυάζονται (σύμβολο \oplus) για να προκύψει το σύνολο των συσκευών y_i που συμβάλλουν σε κάθε χρονικό βήμα i.

3.2 Πειράματα - Αποτελέσματα

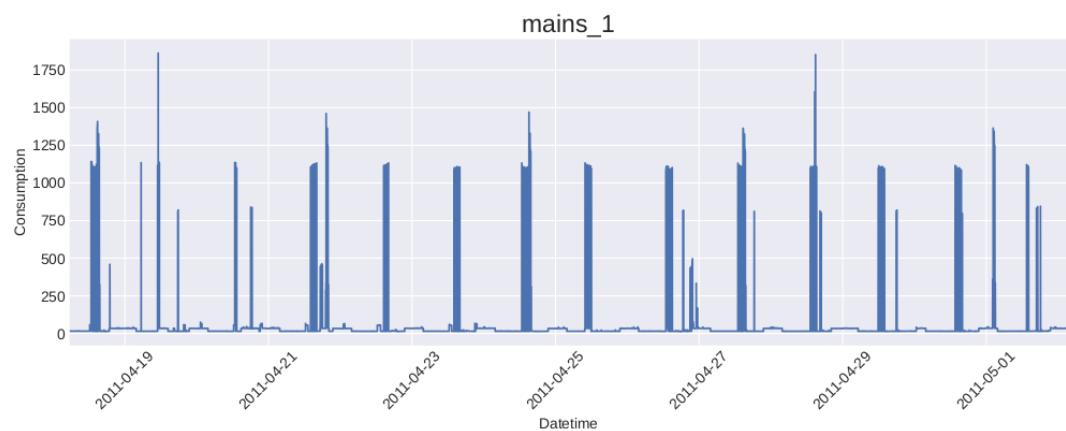
Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της πειραματικής διαδικασίας, συμπεριλαμβανομένης της πρόβλεψης των μεμονωμένων συσκευών και της διάσπασης ενέργειας ενός κτιρίου κατοικιών. Ωστόσο, το πρώτο πράγμα που πρέπει να συζητηθεί

είναι οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν για την εφαρμογή των θεωρητικών μοντέλων και στρατηγικών. Για το σκοπό αυτό, ο κώδικας γράφτηκε σε Python. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε η Pyg [5], μια βιβλιοθήκη αφιερωμένη στον χειρισμό γραφημάτων και την εκμάθηση αναπαραστάσεων, καθώς και στη μηχανική/βαθιά μάθηση γραφημάτων. Επιπλέον, το Pandas, μια βιβλιοθήκη υπεύθυνη για την επεξεργασία, το φιλτράρισμα, το χειρισμό και την προεπεξεργασία δεδομένων [6]. Το Numpy αξιοποιήθηκε επίσης [7] για αποδοτικές μαθηματικές πράξεις. Τέλος, τα διάφορα γραφήματα που θα παρουσιαστούν σε αυτό το κεφάλαιο παράχθηκαν από τις βιβλιοθήκες Matplotlib [8] και Seaborn [9], δύο γνωστές βιβλιοθήκες python για εργασίες οπτικοποίησης δεδομένων. Αφού παρουσιάστηκε η ποικιλία των τεχνολογιών που χρησιμοποιήθηκαν για αυτό το μέρος της υλοποίησής μας, ακολουθεί η περιγραφή του συνόλου δεδομένων που αξιοποιήθηκε. Το βήμα αυτό είναι κρίσιμο, καθώς το σύνολο δεδομένων λειτουργεί ως βασικός παράγοντας τόσο για την τυποποίηση της ίδιας της διαδικασίας πρόβλεψης όσο και για το αποτέλεσμα της πειραματικής φάσης που περιγράφεται παρακάτω σε αυτό το κεφάλαιο.

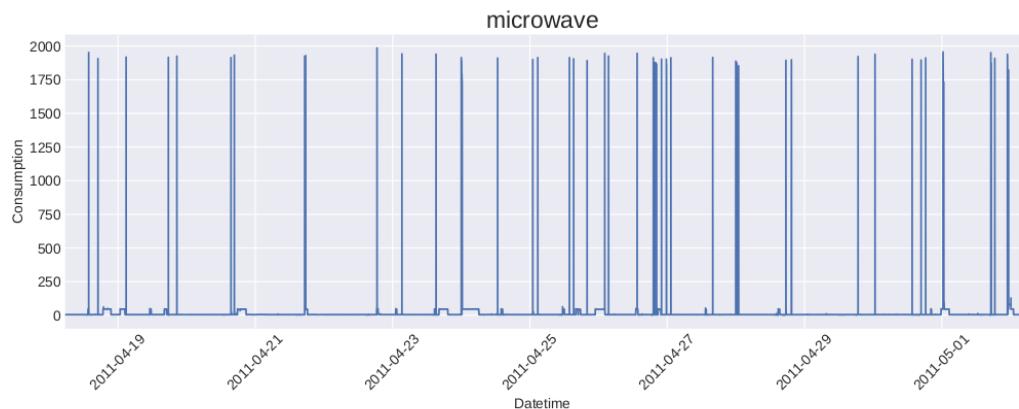
3.2.1 Περιγραφή συνόλου δεδομένων

Ολόκληρη η μεθοδολογία της αρχιτεκτονικής και η κατασκευή της λογικής μας βασίζεται στη διάσπαση της ενέργειας σε δεδομένα χαμηλής συχνότητας. Έτσι, διερευνάται το σύνολο δεδομένων REDD [44] με το σκεπτικό ότι παρέχει μια ολοκληρωμένη καταγραφή της κατανάλωσης διαφόρων συσκευών από πολλαπλά κτίρια κατοικιών. Πιο συγκεκριμένα, το REDD περιέχει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τη συχνότητα των δεδομένων και τη συγκεντρωτική κατανάλωση ενέργειας για όλες τις συσκευές. Είναι ένα εύκολα προσβάσιμο σύνολο δεδομένων που με ακριβείς μετρήσεις υπάρχουν πολλές εργασίες για να συγκρίνουμε την υλοποίησή μας. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται η κατανομή των συσκευών που αφορούν την παρούσα διατριβή. Πιο συγκεκριμένα, όλα τα πειράματα λαμβάνουν μέρος στο House2 του REDD Dataset για το φούρνο

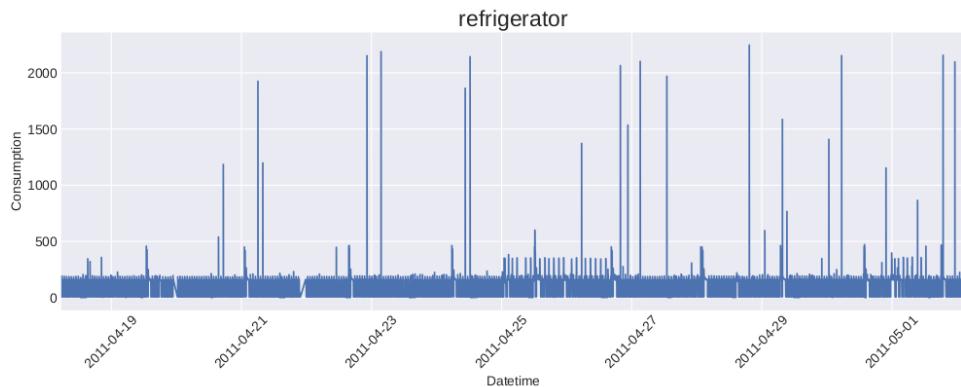
μικροκυμάτων, το ψυγείο, το φωτισμό και τις πρίζες της κουζίνας. Οι συσκευές αυτές επιλέχθηκαν καθώς το συγκεκριμένο σπίτι έχει πολλαπλές εφαρμογές σε πολλές έρευνες για την κατανάλωση ενέργειας και η λογική για τη δημιουργία του δικτύου έχει γίνει στο συγκεκριμένο κτίριο. Έτσι, ορισμένες παράμετροι όπως το παράθυρο, το sigma και το κατώφλι κόμβων (node threshold) που χρησιμοποιήθηκαν έχουν διερευνηθεί γύρω από τις τεχνικές επεξεργασίας σήματος γραφήματος που έχουν ήδη αναφερθεί προηγούμενα.



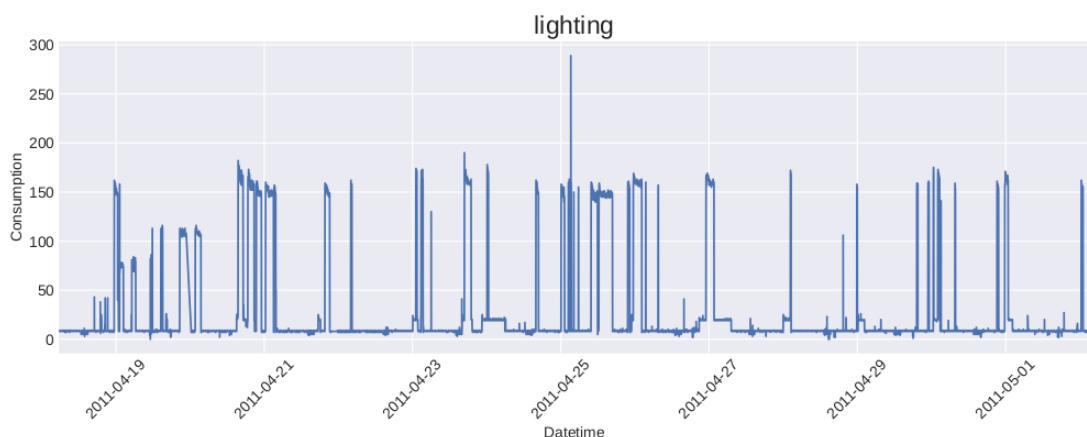
Εικόνα 3.2.1.1: Κατανομή της κατανάλωσης ενέργειας του ανά ημέρα



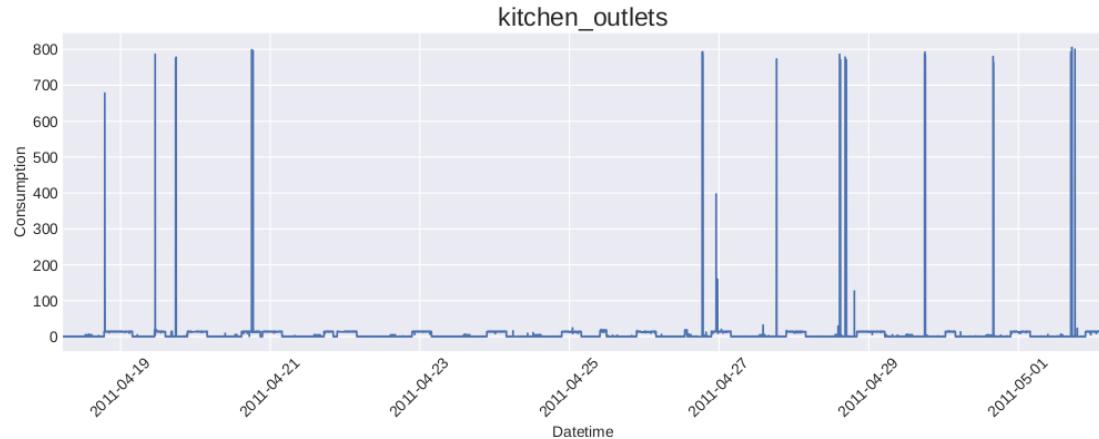
Εικόνα 3.2.1.2: Κατανομή της κατανάλωσης ενέργειας των μικροκυμάτων ανά ημέρα



Εικόνα 3.2.1.3: Κατανομή της κατανάλωσης ενέργειας του ψυγείου κατά τη διάρκεια της ημέρας



Εικόνα 3.2.1.4: Κατανομή της κατανάλωσης ενέργειας του φωτισμού ανά ημέρα



Εικόνα 3.2.1.5: Κατανομή της κατανάλωσης ενέργειας των πριζών της κουζίνας

Στις παραπάνω χρονοσειρές εφαρμόστηκε επαναδειγματοληψία στα 30 δευτερόλεπτα και φιλτράρισμα με χρήση της διαμέσου, δηλ. μια βασική μέθοδος επεξεργασίας σήματος που είναι ένα μη γραμμικό φίλτρο, στο οποίο κάθε δείγμα εξόδου υπολογίζεται ως η διάμεση τιμή των δειγμάτων εισόδου κάτω από το παράθυρο που ορίστηκε. Επιπλέον, η συγκεκριμένη χρονοσειρά έχει ελεγχθεί ως προς τη στασιμότητα, χρησιμοποιώντας το dickey fuller test και κάνοντας διάφορα πειράματα με την παράμετρο του παραθύρου.

3.2.1.1 Κατασκευή γραφήματος

Λαμβάνοντας υπόψη ότι σε πολλές τεχνικές επεξεργασίας σήματος τα δεδομένα μετατρέπονται σε γράφημα, κάθε συσκευή του συνόλου δεδομένων REDD μετασχηματίζεται σε ένα αντικείμενο γραφήματος. Έτσι, κάθε κόμβος απεικονίζει το χρονικό βήμα που λαμβάνει μέρος η μετατόπιση μιας συσκευής. Δεύτερον, εφαρμόζεται ο γκαουσιανός πυρήνας για τη δημιουργία ενός πλήρως συνδεδεμένου γραφήματος, στο οποίο οι κορυφές υποδεικνύουν, πόσο πιθανό είναι να αλλάξει μια λειτουργία (π.χ. να ενεργοποιηθεί ο φούρνος μικροκυμάτων) με ένα συγκεκριμένο βάρος. Επίσης, οι ετικέτες

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

των κόμβων υποδεικνύουν την κατανάλωση μιας συγκεκριμένης συσκευής, όπως έχουν
οι αρχικές χρονοσειρές.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών

Configuration-Experiments

Parameter	Options
m: model	RF: Random Forest GCN: Graph Convolution Network
Representation method	Node Feature Node2vec embeddings AE embeddings
lr: learning rate	0.1 0.01 0.001
dr: Dropout	0.5 0.65 0.8
edge threshold	0.8 0.9 0.95
window	10 20 50
sampling	1T 2T 3T 30S
scaling method	Min-Max Standard-Scale Median Filtering

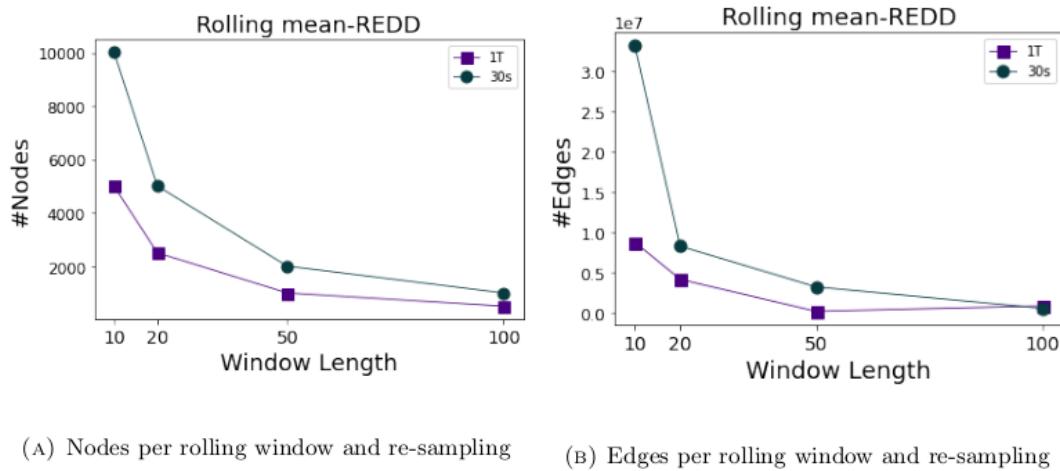
HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Πίνακας 3.2.1.1.1: Κωδικοποίηση διαμόρφωσης (configuration encoding) και επιλογές παραμέτρων

Στη διαδικασία δημιουργίας του δικτύου, υπάρχουν πολλές παράμετροι γύρω από τη gsp μέθοδο που πρέπει να διερευνηθούν, όπως το παράθυρο, το sigma και το κατώφλι βάρους ακμής. Κάθε πείραμα της διαδικασίας κατασκευής περιγράφεται από ένα σύνολο παραμέτρων που πρέπει να έχουν ρυθμιστεί και ο συνδυασμός τους οδηγεί σε μια συγκεκριμένη διαμόρφωση. Οι εναλλακτικές λύσεις για κάθε πλέγμα παραμέτρων που παρουσιάζονται διεξοδικά στον πίνακα 3.2.1.1.1

Επιπλέον, όλοι οι συνδυασμοί αυτών των παραμέτρων έχουν πραγματοποιηθεί με την ακόλουθη σειρά. Πρώτον, δημιουργήθηκαν τα πολλαπλά σύνολα δεδομένων με τον σύνθετο ρυθμό δειγματοληψίας και τη μέθοδο κλιμάκωσης για όλες τις μεμονωμένες συσκευές και τα κτίρια του συνόλου δεδομένων Redd. Κατά συνέπεια, ο γράφος κατασκευάζεται όπως αναφέρεται στο προηγούμενο κεφάλαιο και για κάθε μία από τις μεθόδους προεπιλογής το παράθυρο και το κατώφλι ακμής πειραματίζονται σε πολλαπλές συσκευές. Πιο διεξοδικά, για κάθε δίκτυο ελέγχουμε τη σπανιότητα σύμφωνα με τα βάρη του γκαουσιανού πυρήνα και προσαρμόζουμε το κατώφλι σε αυτή την αρχή. Επίσης, υπολογίζονται τα μέτρα κεντρικότητας, με σκοπό να εξεταστεί η αραιότητα και η ποικιλομορφία του γράφου, ώστε να γίνει κατανοητό αν δόθηκε η κατάλληλη βαρύτητα σε συγκεκριμένα χρονικά βήματα. Τέλος, όλα τα δίκτυα που αναφέρθηκαν παραπάνω δοκιμάστηκαν με τη χρήση τόσο του Random forest Regressor όσο και του GCN.

Η παρουσίαση της πειραματικής διαδικασίας βασίζεται στον τρόπο με τον οποίο ένα συγκεκριμένο γράφημα επηρεάζει το μοντέλο GCN. Έτσι, δημιουργήσαμε ένα γράφημα ανά συσκευή και εκτελέσαμε κάθε πείραμα με διαφορετικά κατώφλια και παράθυρα για να βρούμε την πιο αποτελεσματική είσοδο για το μοντέλο μας.



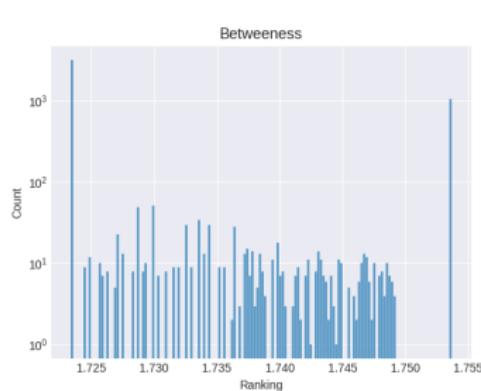
Εικόνα 3.2.1.1.1: Εξερεύνηση του παραθύρου Rolling-Mean σε διαφορετικά δείγματα

Όπως βλέπουμε, στην εικόνα 3.2.1.1.1 η συνάρτηση του παραθύρου συνδέεται άρρηκτα με το μέγεθος του γράφου, μειώνοντας ταυτόχρονα τον αριθμό των χρονικών στιγμών και τα βάρη του γκαουσιανού πυρήνα. Παρόλο που χρησιμοποιούμε τη μέθοδο down sampling, οι γράφοι συνδέονται πλήρως λόγω της συνάρτησης του γκαουσιανού πυρήνα και είναι αρκετά πυκνοί. Ως εκ τούτου, το κατώφλι ακμής χρησιμοποιείται για τη μείωση του μεγέθους του γραφήματος. Μετά από έναν τεράστιο αριθμό πειραμάτων καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι μια κοινή τιμή για όλες τις συσκευές είναι το κατώφλι=0,98.

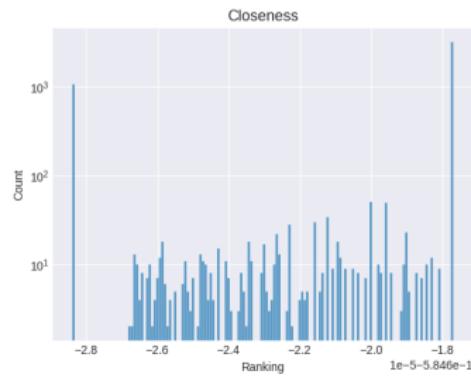
3.2.1.1 Χαρακτηριστικά κόμβων

Το συγκεκριμένο μέρος της υλοποίησης για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών ήταν πολύ απαιτητικό και καταβλήθηκε μεγάλη προσπάθεια για να δημιουργηθούν διακριτά χαρακτηριστικά για κάθε κόμβο/χρονικό βήμα. Στην παρούσα ενότητα, παρουσιάζουμε την κατανομή κάθε μέτρου κεντρικότητας. Είναι ένα βασικό εργαλείο οπτικοποίησης για να κατανοήσουμε το διάνυσμα εισόδου και πώς αυτό μπορεί να επηρεάσει την πρόβλεψη μιας συσκευής, καθώς το Graph Convolution operation βασίζεται στα χαρακτηριστικά του

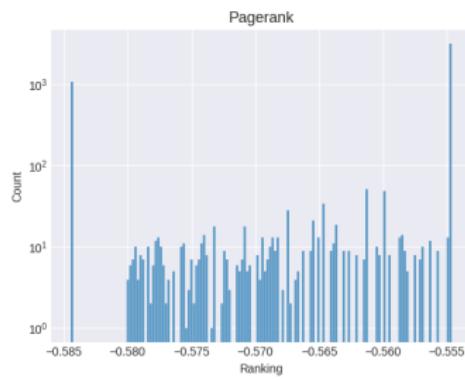
κόμβου και πρέπει να δούμε αν υπάρχουν ομοιότητες μεταξύ των χαρακτηριστικών, καθώς και αν υπάρχουν τα ίδια διανύσματα. Η οπτικοποίηση αυτών των μετρήσεων δίνει επίσης την ευκαιρία να δούμε αν οι γράφοι έχουν την κατάλληλη αραιότητα και αν οι πιο σημαντικοί κόμβοι έχουν ισχυρή επιρροή στα πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα που δημιουργήσαμε.



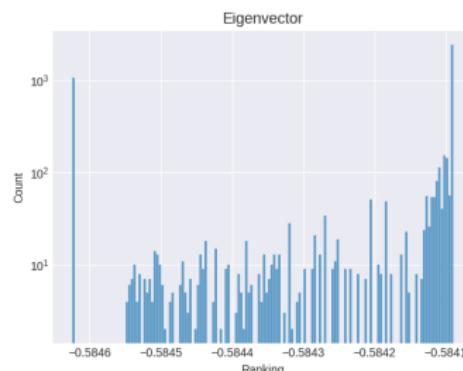
(A)



(B)

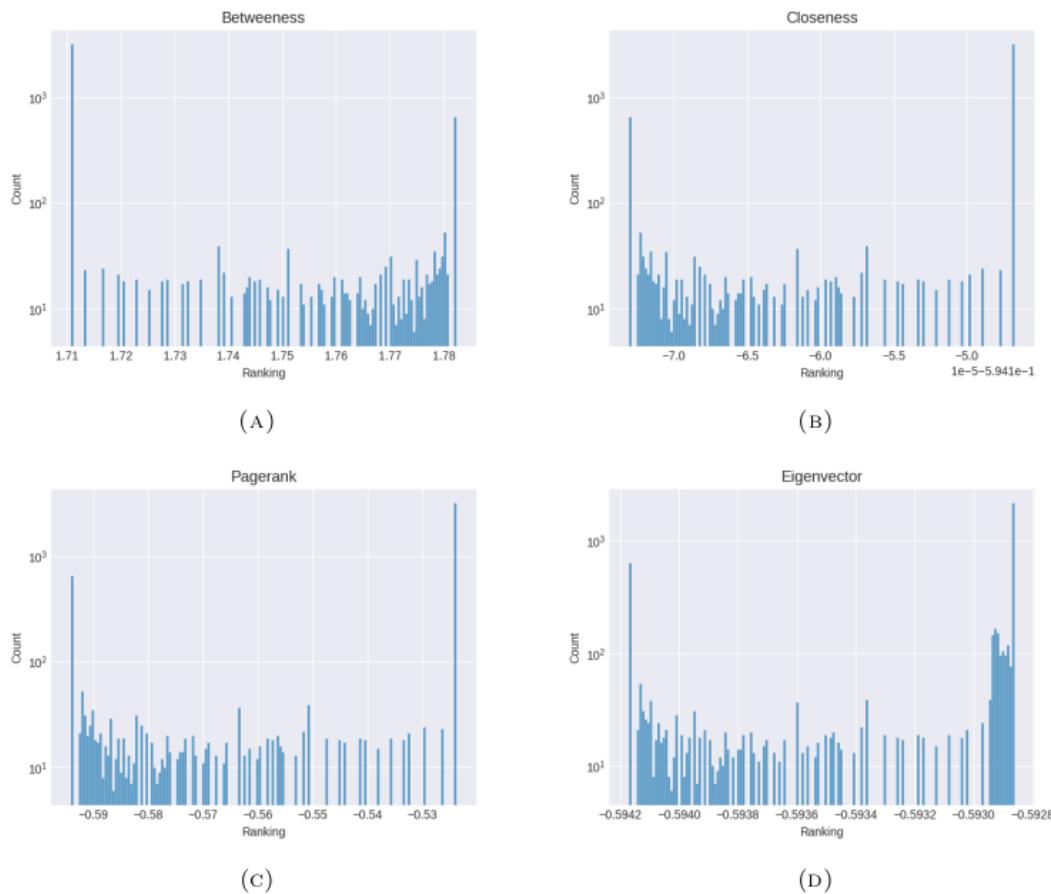


(C)

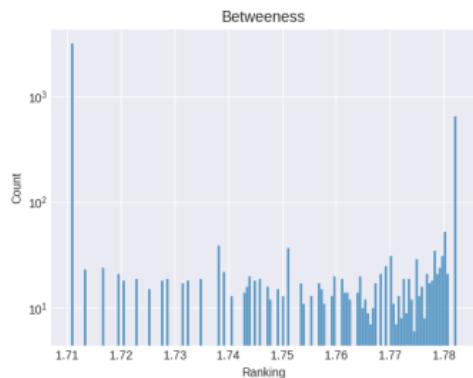


(D)

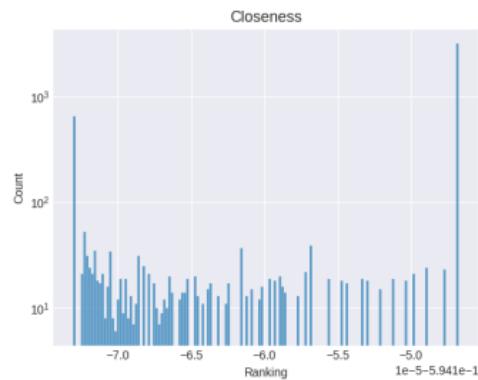
Εικόνα 3.2.1.1.1.1: Κατανομή των μέτρων κεντρικότητας για το φως.



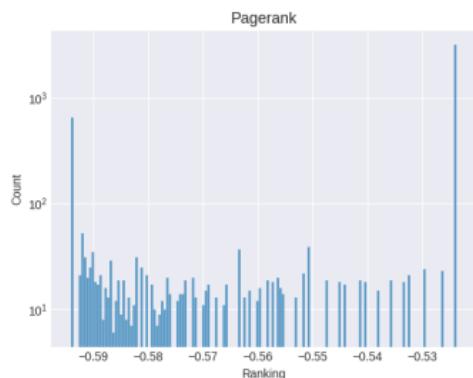
Εικόνα 3.2.1.1.1.2: Κατανομή των μέτρων κεντρικότητας για τις μπρίζες της κουζίνας.



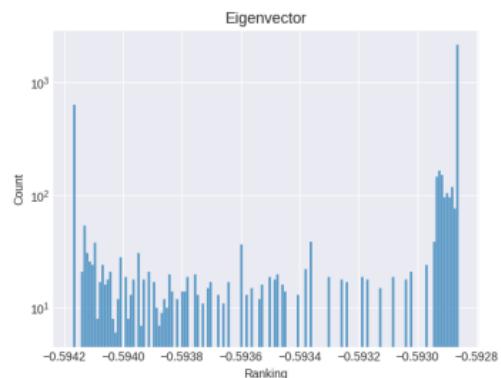
(A)



(B)

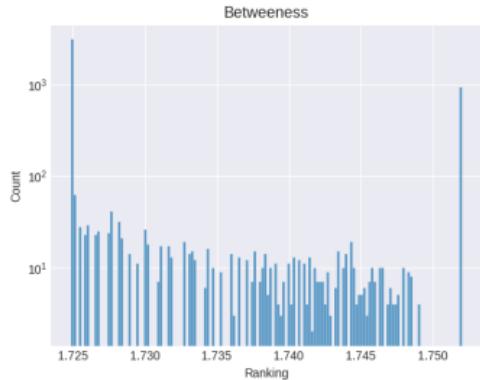


(C)

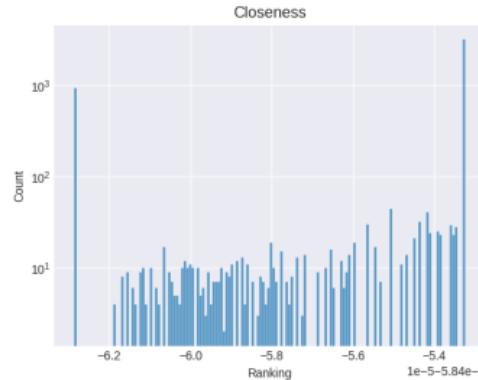


(D)

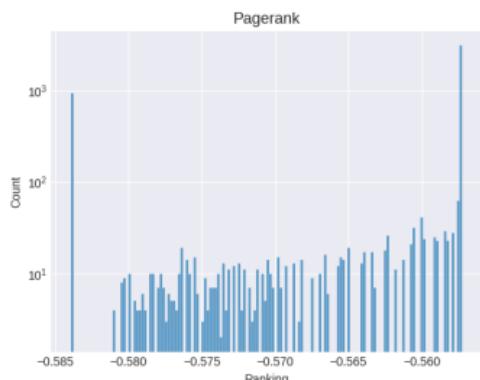
Εικόνα 3.2.1.1.1.3: Κατανομή των μέτρων κεντρικότητας για το ψυγείο.



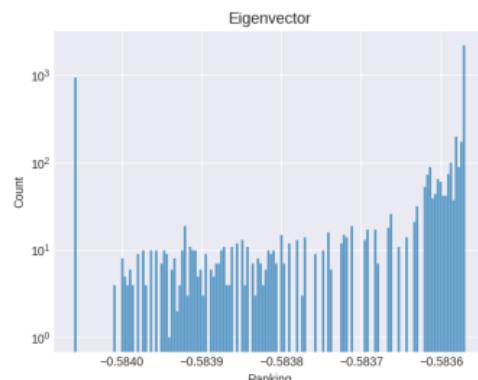
(A)



(B)



(C)



(D)

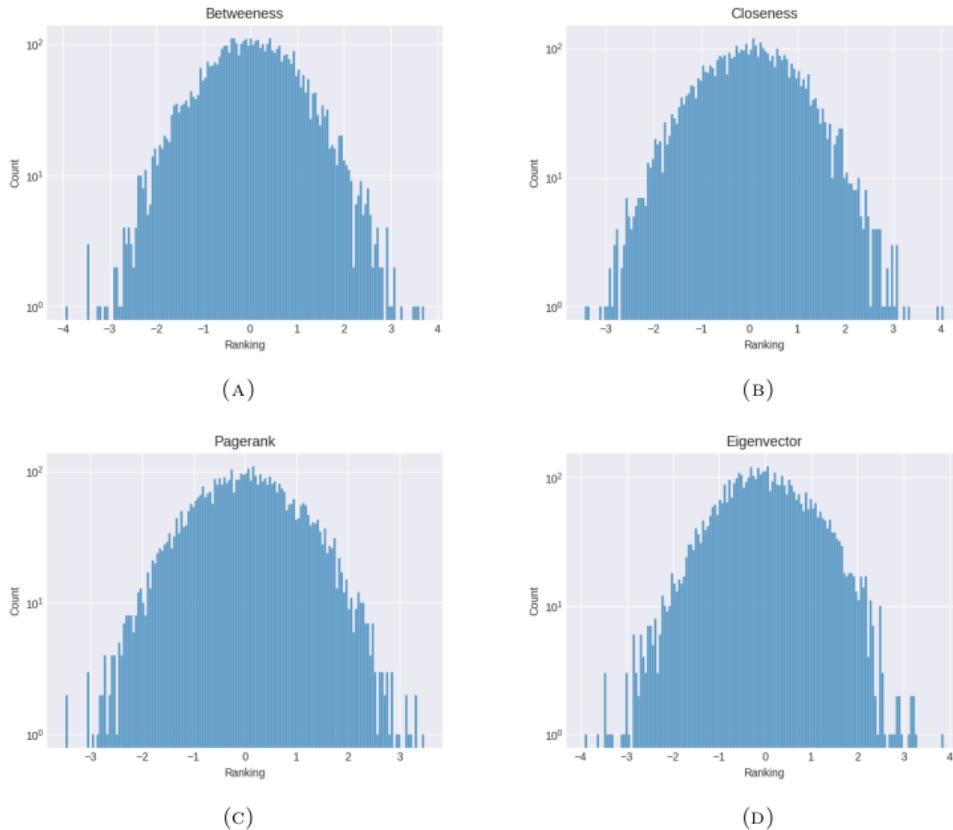
Εικόνα 3.2.1.1.4: Κατανομή των μέτρων κεντρικότητας για το φούρνο μικροκυμάτων.

Όπως βλέπουμε στην εικόνα 3.2.1.1.4 η κατανομή των μέτρων κεντρικότητας των κόμβων betweeness, closeness, pagerank και eigenvector παρουσιάζεται με τη χρήση της κλίμακας log και τα ιστογράμματα έχουν συγκεκριμένο εύρος. Για παράδειγμα, στο 3.2.1.1.1 βλέπουμε ότι οι τα μέτρα κεντρικότητας των κόμβων συμπεριλαμβάνονται σε ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών. Πιο συγκεκριμένα για το betweeness centrality το εύρος

κυμαίνεται από 1,725 έως 1,755, για το closeness centrality το εύρος κυμαίνεται από 1,8 έως 2,8, για το pagerank από 0,53 έως 0,59 και τέλος για το eigenvector το εύρος κυμαίνεται από 0,5841 έως 0,5856. Επιπλέον, οι κατανομές είναι ως επί το πλείστον λοξές και υπάρχει ένας τεράστιος αριθμός κόμβων που μοιράζονται την ίδια κατάταξη.

3.2.1.1.2 Node2Vec

Σε αυτή την ενότητα, παρουσιάζεται η κατανομή των χαρακτηριστικών με την πρώτη μέθοδο ενσωμάτωσης, εξ όσων γνωρίζουμε. Πιο συγκεκριμένα, το διάνυσμα εισόδου, δηλ. τα μέτρα κεντρικότητας αναπαρίστανται με τη ρηχή μέθοδο ενσωμάτωσης (shallow embedding method) Node2vec, προκειμένου να μάθουμε διεξοδικότερα το διάνυσμα εισόδου. Η κατανομή κάθε συσκευής ανά μέτρο κεντρικότητας εμφανίζεται σε ένα πλέγμα 4 γραφημάτων.

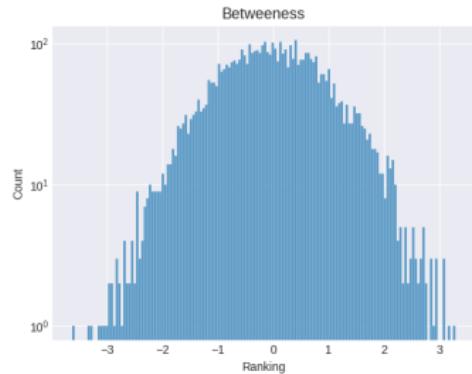


Εικόνα 3.2.1.1.2.1: Κατανομή των χαρακτηριστικών του φωτισμού με τη μέθοδο Node2Vec

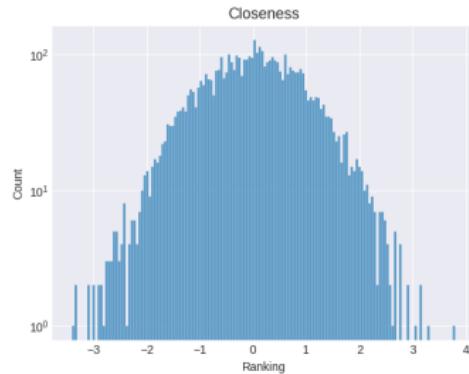
Αντίθετα, οι κατανομές των μέτρων κεντρικότητας, μετά την αναπαράσταση με τη μέθοδο Node2Vec είναι εντελώς διαφορετικές. Οι κατανομές δεν είναι λοξές και ακολουθούν την κανονική κατανομή με $\text{mean} = 0$ και $s = 3$ ή 4 .

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

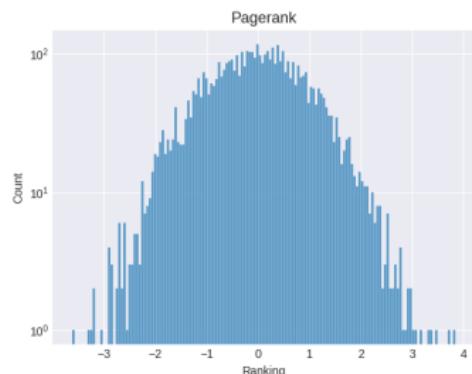
ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών



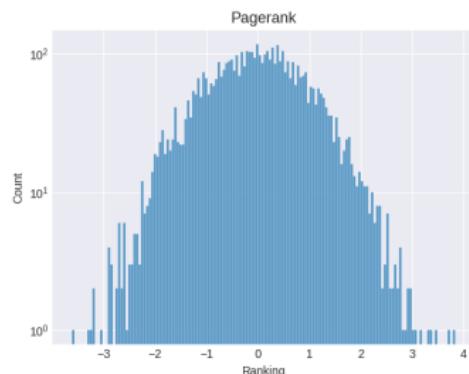
(A)



(B)

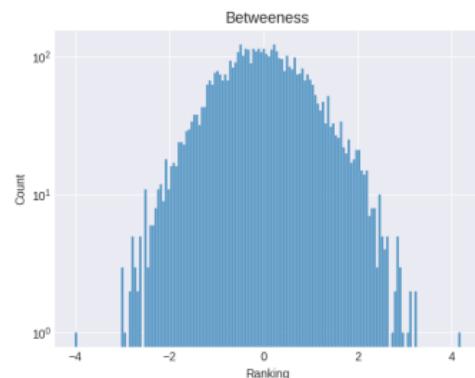


(C)

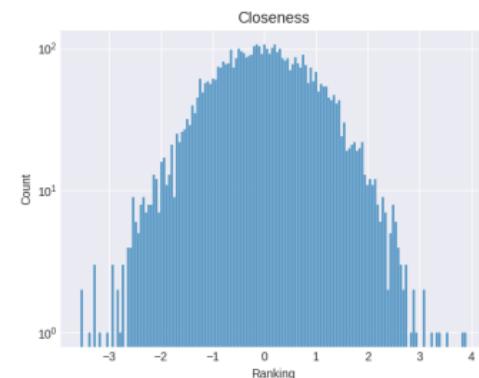


(D)

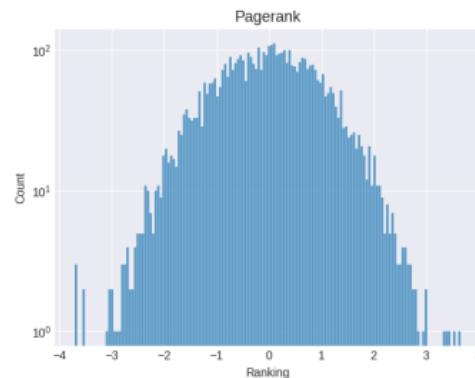
Εικόνα 3.2.1.1.2.2: Κατανομή των χαρακτηριστικών των πριζών της κουζίνας με Node2Vec



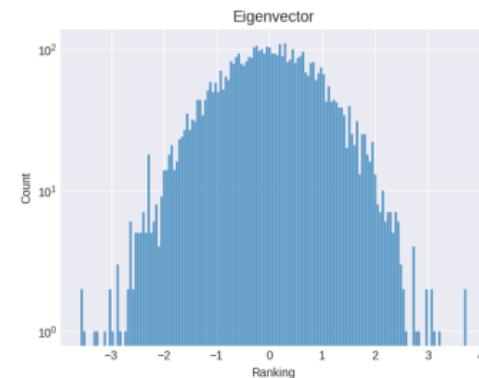
(A)



(B)



(C)

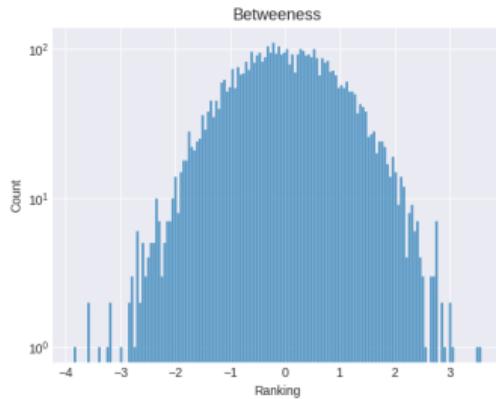


(D)

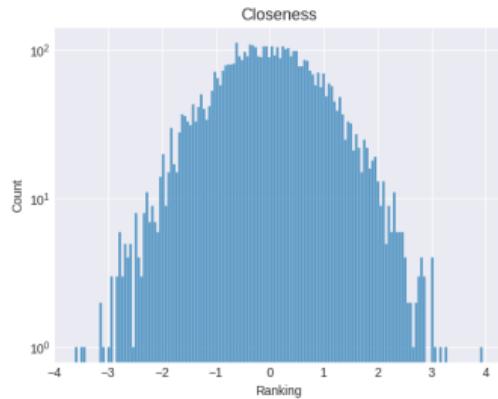
Εικόνα 3.2.1.1.2.3: Κατανομή των χαρακτηριστικών του ψυγείου με Node2Vec

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

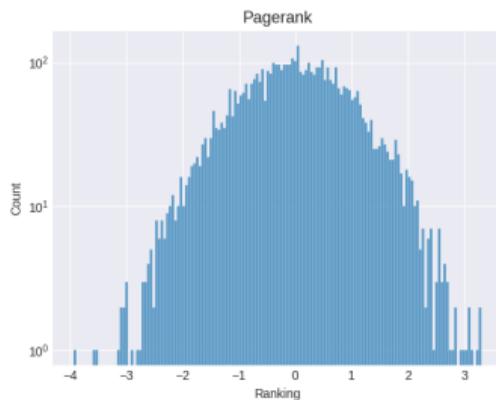
ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών



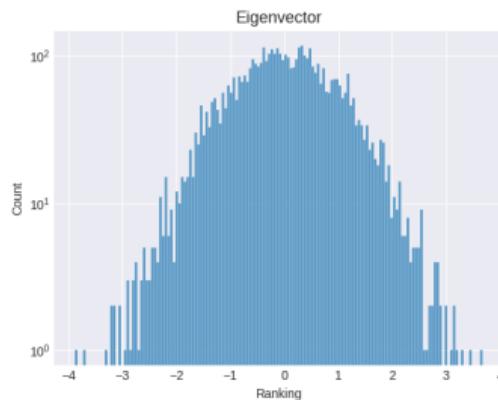
(A)



(B)



(C)



(D)

Εικόνα 3.2.1.1.2.4: Κατανομή των χαρακτηριστικών του φούρνου μικροκυμάτων με Node2Vec

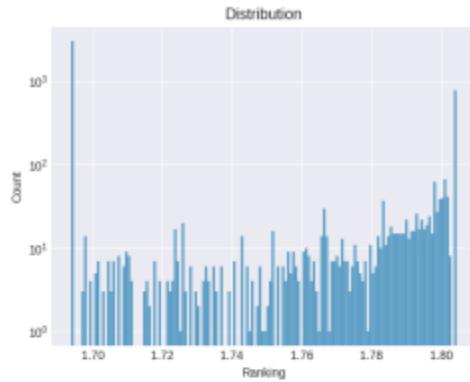
3.2.1.1.3 Αυτοκωδικοποιητές

Σε αυτή την ενότητα μπορούμε να δούμε την κατανομή των χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του αυτοκωδικοποιητή, προκειμένου να αναπαραστήσουμε τα μέτρα κεντρικότητας με μια μέθοδο βαθιάς ενσωμάτωσης. Ειδικότερα, το καθήκον του κωδικοποιητή είναι να παράγει μια εμπλουτισμένη λανθάνουσα αναπαράσταση του σήματος, η οποία ενσωματώνει χρονικά αμετάβλητες σχέσεις σε ολόκληρη τη χρονοσειρά. Επίσης, ο αποκωδικοποιητής είναι ένα διάνυσμα υψηλής διάστασης που προσπαθεί να ανακατασκευάσει το σήμα εισόδου, μέχρι η απώλεια MSE (MSE error) να πέσει σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο.

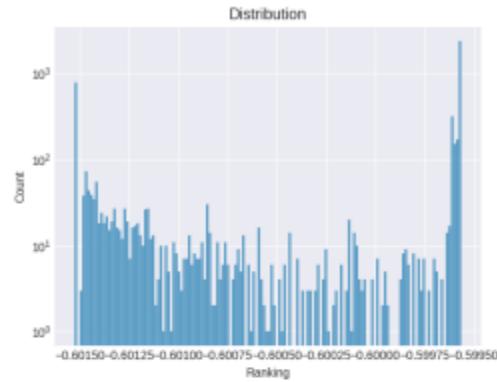
Όπως μπορούμε να δούμε στις εικόνες 3.2.1.1.3.1 - 3.2.1.1.3.4, ο φούρνος μικροκυμάτων, το ψυγείο και οι πρίζες κουζίνας ακολουθούν κοινές κατανομές και είναι εντελώς διαφορετικές από τις δύο άλλες περιπτώσεις. Από την άλλη πλευρά, η κατανομή του φωτισμού είναι λοξή όπως το ιστόγραμμα των ακατέργαστων μέτρων κεντρικότητας.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

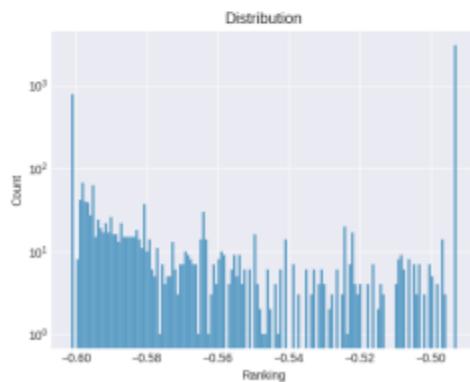
ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών



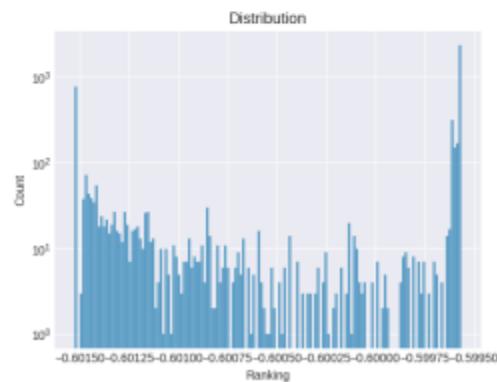
(A)



(B)

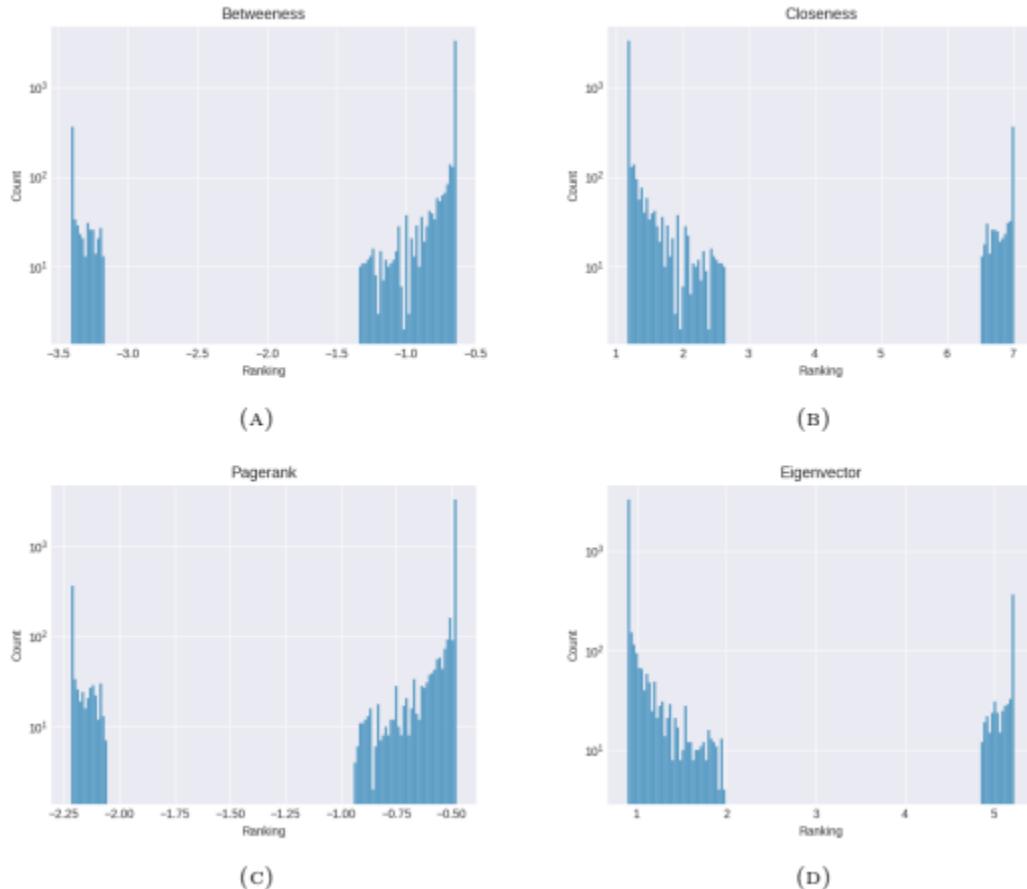


(C)



(D)

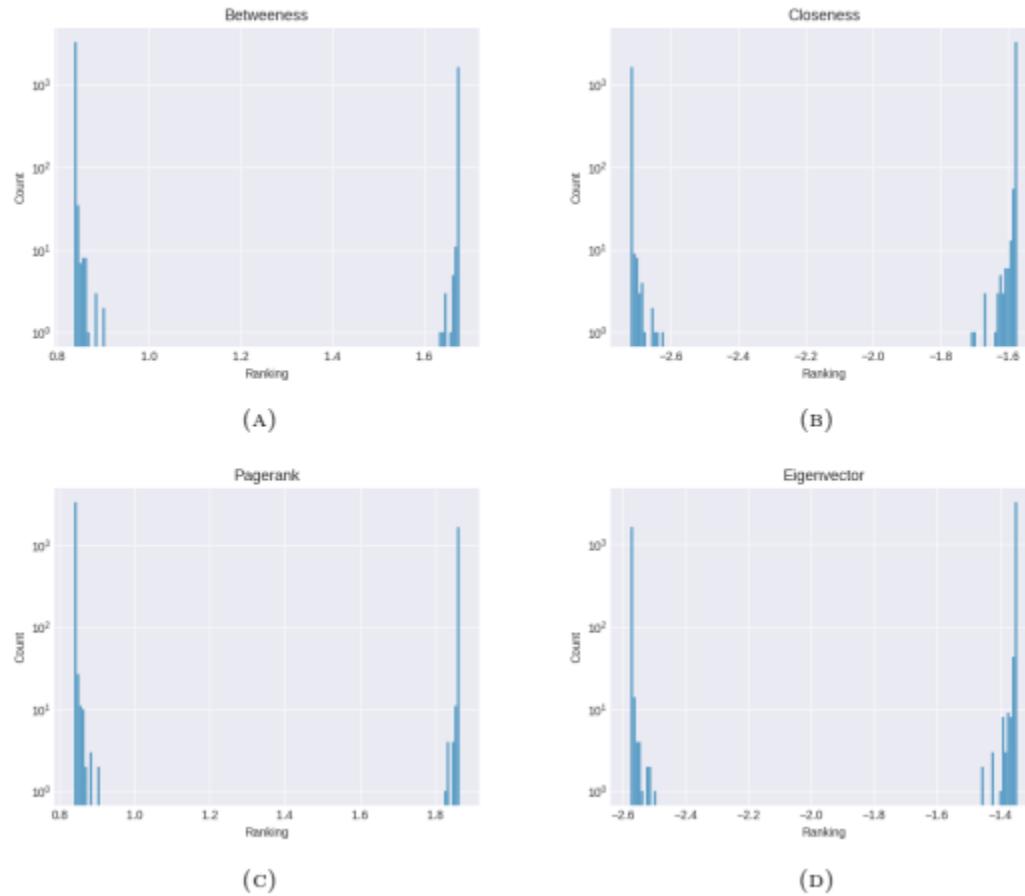
Εικόνα 3.2.1.1.3.1: Κατανομή των χαρακτηριστικών του φωτισμού με autoencoders (AE)



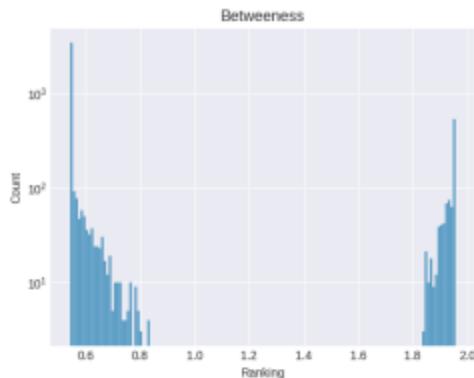
Εικόνα 3.2.1.1.3.2: Κατανομή των χαρακτηριστικών των πριζών της κουζίνας με autoencoders (AE).

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

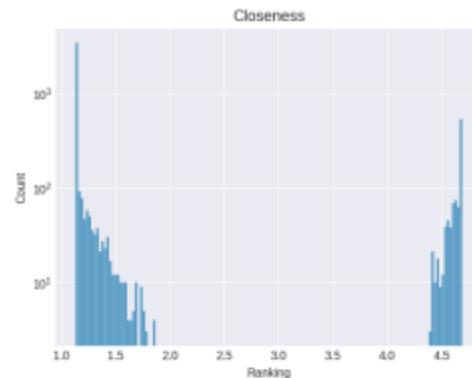
ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών



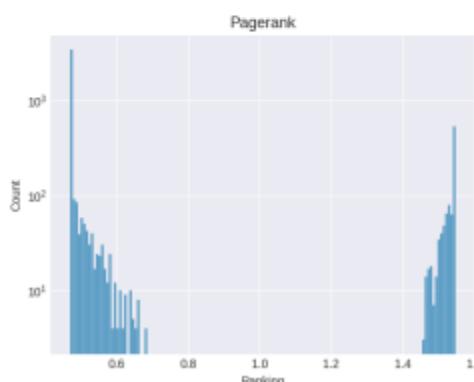
Εικόνα 3.2.1.1.3.3: Κατανομή των χαρακτηριστικών του ψυγείου με autoencoders (AE)



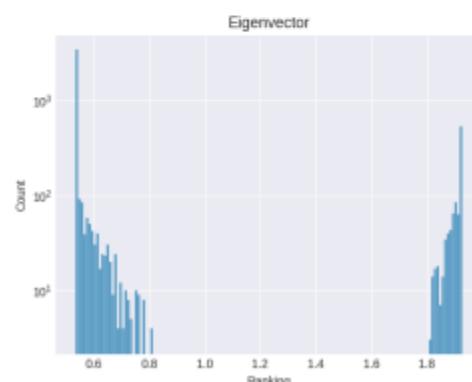
(A)



(B)



(C)



(D)

Εικόνα 3.2.1.1.3.4: Κατανομή των χαρακτηριστικών του φούρνου μικροκυμάτων με autoencoders (AE)

3.2.2. Αποτελέσματα

Στην ενότητα αυτή περιγράφουμε την πειραματική διαδικασία. Παρουσιάζουμε τα βήματα που οδήγησαν στο συμπέρασμα της χρήσης των συγκεκριμένων παραμέτρων και παρουσιάζουμε τα κορυφαία αποτελέσματα για κάθε μέθοδο, χρησιμοποιώντας

διαγράμματα αντιστοίχισης και πίνακες επιδόσεων. Πριν καταλήξουμε στις παραμέτρους που περιγράφονται παραπάνω, πρέπει να περιγραφούν ορισμένα πειραματικά βήματα:

- Πείραμα 1:** Πρώτον, η εκ νέου δειγματοληψία 1 περίπτωσης ανά λεπτό σε συνδυασμό με την παράμετρο κυλιόμενου παραθύρου=50 παρήγαγε πολύ μικρά σύνολα δεδομένων χωρίς διαφορές μεταξύ των διαφόρων μεταβάσεων των συσκευών. Ως εκ τούτου, μειώσαμε σταδιακά το παράθυρο για να έχουμε περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης για τη μη ενεργή περίοδο των συσκευών.
- Πείραμα 2:** Δεύτερον, οι γραφικές παραστάσεις που δημιουργήσαμε για την αναπαράσταση της κατανάλωσης κάθε συσκευής ήταν πλήρως συνδεδεμένες. Παρόλο που χρησιμοποιήσαμε ένα προκαθορισμένο κατώφλι για τη συνάρτηση πυρήνα Gauss, τα γραφήματα ήταν πολύ πυκνά. Ως εκ τούτου, μειώσαμε τη δειγματοληψία σε 30 δευτερόλεπτα ανά λεπτό. Συνδυάζοντας τη συγκεκριμένη προεπεξεργασία με την τιμή κατωφλίου ίση με 0,98, το γράφημα μετατρέπεται σε αραιή μορφή. Αυτό το βήμα απαιτεί ρύθμιση παραμέτρων και αντιμετώπιση προβλημάτων. Η βασική ένδειξη ότι το μοντέλο δεν εκπαιδεύτηκε (νευρωνικό δίκτυο γραφημάτων) είναι ότι όλοι οι κόμβοι έχουν την ίδια κατάταξη και, κατά συνέπεια, μοιράζονται κοινά μέτρα κεντρικότητας.
- Πείραμα 3 :** Στη συνέχεια, η πειραματική διαδικασία επικεντρώνεται στην επιλογή των συσκευών, καθώς και του συνόλου δεδομένων REDD που θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί. Πολλά σπίτια έχουν περιορισμένα δείγματα, ειδικά με το παράθυρο πλαισίου και την προεπεξεργασία. Μετά από πολλές δοκιμές (δημιουργία γραφήματος με βάση το Gsp, εξαγωγή χαρακτηριστικών και δοκιμή RF-GCN) καταλήξαμε στο Σπίτι 2, καθώς είναι πολύ συνηθισμένο σε πολλαπλές ερευνητικές εργασίες και οι συσκευές στις οποίες επικεντρωθήκαμε είναι το ψυγείο, ο φωτισμός, οι πρίζες κουζίνας και ο φούρνος μικροκυμάτων, επειδή οι άλλες συσκευές έχουν τεράστιες μη ενεργές περιόδους και τα μοντέλα δεν μπορούν να αναγνωρίσουν κανένα μοτίβο.

4. **Πείραμα 5 :** Επιπλέον, δημιουργήθηκαν πολλαπλά χαρακτηριστικά κόμβων για να δοκιμαστούν στην GCN υλοποίηση, καθώς η συνέλιξη γίνεται σε χαρακτηριστικά κόμβων. Ο βαθμός του κόμβου και ο βαθμός κεντρικότητας δεν βοήθησε την συνολική υλοποίησή μας, καθώς και το Katz centrality. Χρησιμοποιώντας και αξιολογώντας τις μεθόδους ενσωμάτωσης και χρησιμοποιώντας το μοντέλο μας GCN, συνειδητοποίησαμε ότι το παραπάνω χαρακτηριστικό δεν μπορεί να βοηθήσει την αρχιτεκτονική μας. Τέλος, καταλήξαμε στα προαναφερθέντα μέτρα κεντρικότητας.
5. **Πείραμα 6:** Κάναμε αυτό το πείραμα, καθώς το μοντέλο δεν μπορούσε να εκπαιδευτεί, επέστρεψε κάθετα διανύσματα κοντά στο 0 και δεν αναγνώριζε τις καταστάσεις λειτουργίας. Δημιουργήσαμε συνθετικές κατανομές για δύο λόγους: α) απουσία δεδομένων και κατόπιν κατάλληλης προεπεξεργασίας β) η κύρια τιμή της κατανομής κάθε συσκευής ήταν 0, δηλ. οι περισσότερες συσκευές έχουν το μεγαλύτερο μέρος της κατάστασης λειτουργίας τους μη ενεργό, εκτός από το ψυγείο. Για την επίλυση του προβλήματος της ανισορροπίας χρησιμοποιήσαμε μια προσαρμοσμένη σταθμισμένη συνάρτηση απώλειας MSE, δίνοντας έμφαση στις περιπτώσεις που η κατάσταση λειτουργίας αλλάζει.
6. **Πείραμα 7:** Τέλος, δημιουργείται ένα σύνολο επικύρωσης για να γίνει η κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων και δοκιμάζεται μια ποικιλία από συνελίξεις σε γράφο (convolutions on graph), όπως τα GAT, SAGECONV, GICONV κ.λπ.

Μετά από όλα αυτά τα βήματα, η υλοποίησή μας κατέληξε στο συνδυασμό των παραμέτρων που θα περιγραφούν στη συνέχεια. Προηγουμένως, το φίλτρο χρησιμοποιώντας την διάμεσο χρησιμοποιείται για την απομάκρυνση των ακραίων τιμών και για να δώσει κάποια ομαλότητα στο σήμα μας. Επίσης, τα συγκεκριμένα βήματα μπορούν να συνδεθούν με τις διάφορες μεθόδους προεπεξεργασίας, όπως η κανονικοποίηση και η τυποποίηση.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

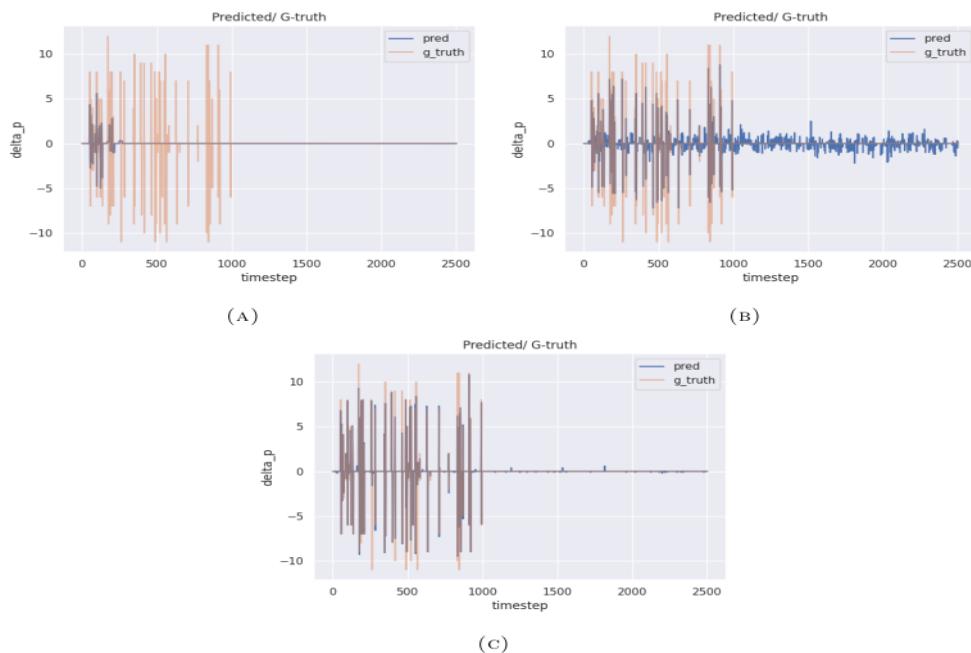
Για την πειραματική διαδικασία χρησιμοποιούνται δύο αλγόριθμοι πρόβλεψης: Ένας random forest regressor και ένα GCN. Το πρώτο χρησιμοποιείται ως βάση, ώστε να υπάρχει κάτι που να μπορεί να συγκριθεί με το μοντέλο GCN. Η αναζήτηση πλέγματος (grid search) εφαρμόζεται για την καλύτερη ρύθμιση των υπερ-παραμέτρων (hyper-parameter tuning) για όλες τις αναπαραστάσεις. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε συσκευή του σπιτιού 2 (φωτισμός, πρίζες κουζίνας, ψυγείο, φούρνος μικροκυμάτων), με κυλιόμενο μέσο παράθυρο = 10 πάνω από το γράφημα και δειγματοληψία στα 30 δευτερόλεπτα.

3.2.2.1 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης (State Transition Detection) - Πειράματα με Random Forest

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιαστεί η πειραματική διαδικασία του συμβατικού μοντέλου μηχανικής μάθησης. Για να κατασκευάσουμε σωστά τον random forest regressor περνάμε ως είσοδο τον πίνακα χαρακτηριστικών των κόμβων (node feature matrix) και για κάθε κόμβο οι επικέτες απεικονίζουν την κατανάλωση ενέργειας κάθε συσκευής στο συγκεκριμένο χρονικό βήμα. Αυτή η μέθοδος δεν λαμβάνει υπόψη τον πίνακα γειτνίασης και ο συντονισμός των υπερ-παραμέτρων έγινε με τη μέθοδο Grid search του Sklearn (έκδοση 5.2).

Parameter	options
max depth	80, 90, 100, 110
max samples	0.25, 0.5, 0.75
max features	2, 3, 4
min samples leaf	2, 3, 4, 5
min samples split	7, 8, 9, 10, 12
number of estimators	50, 100, 200, 300, 500, 1000

Πίνακας 3.2.2.1.1: Matches για διαφορετικές Skip στρατηγικές.



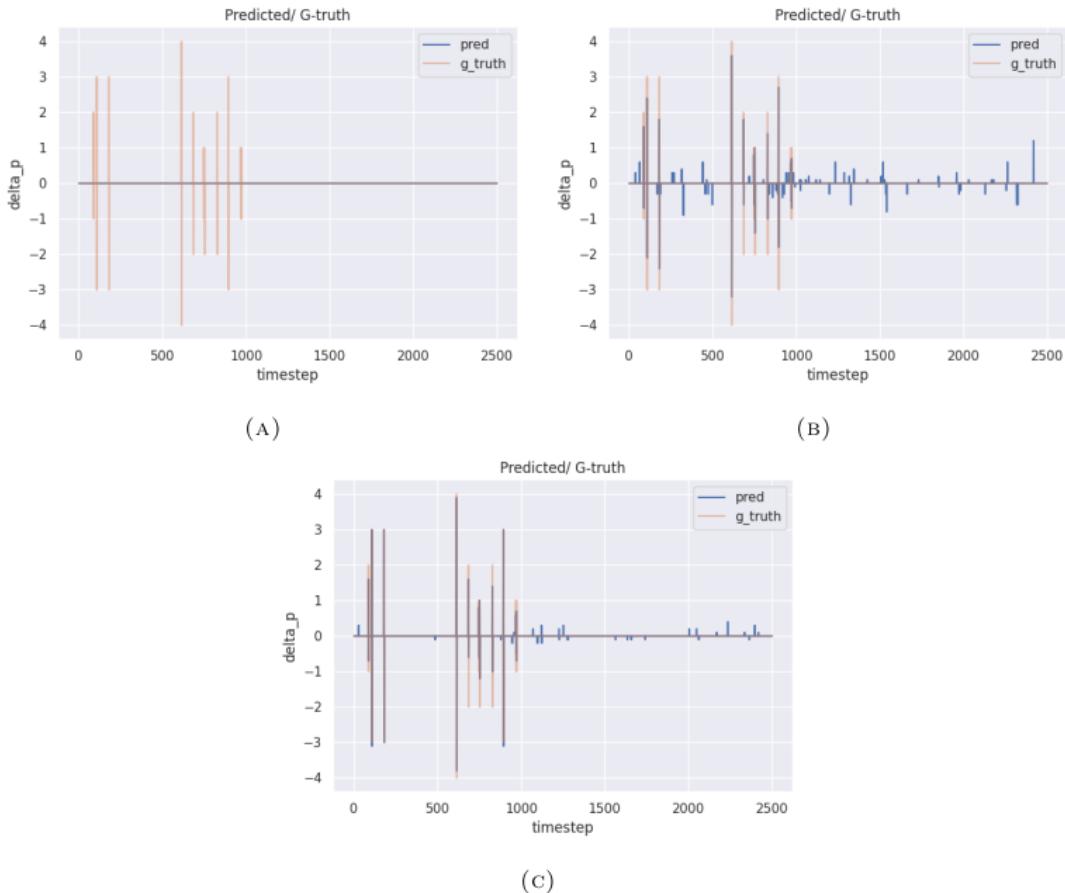
Εικόνα 3.2.2.1.1: Predicted vs ground truth χρονοσειρές για τον φωτισμό με χρήση του Random Forest μοντέλου.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	17.7342	6.915	12.7403
MAE	2.7112	4.0208	3.5775
MAPE(Per)	5.048	2.0083	8.8297
RMSE	13.3169	6.34098	8.569

Πίνακας 3.2.2.1.2: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη του φωτισμού χρησιμοποιώντας Random Forest.

Κοιτάζοντας τα αποτελέσματα στην εικόνα 3.2.2.1.1 βλέπουμε ότι το Random Forest δυσκολεύεται να αναγνωρίσει μοτίβα χρησιμοποιώντας τα χωρίς επεξεργασία μέτρα κεντρικότητας του γράφου που σχηματίστηκε για το φωτισμό. Παρόλο που έχουν εντοπιστεί πολλά events, χρησιμοποιώντας τις μεθόδους AE και Node2Vec, το μοντέλο έχει ευαισθησία στην ανενεργή κατάσταση αυτής της συσκευής. Τα καλύτερα αποτελέσματα για την περίπτωση αυτή παρουσιάζονται στον πίνακα 3.2.2.1.3 με την Node2Vec αναπαράσταση.



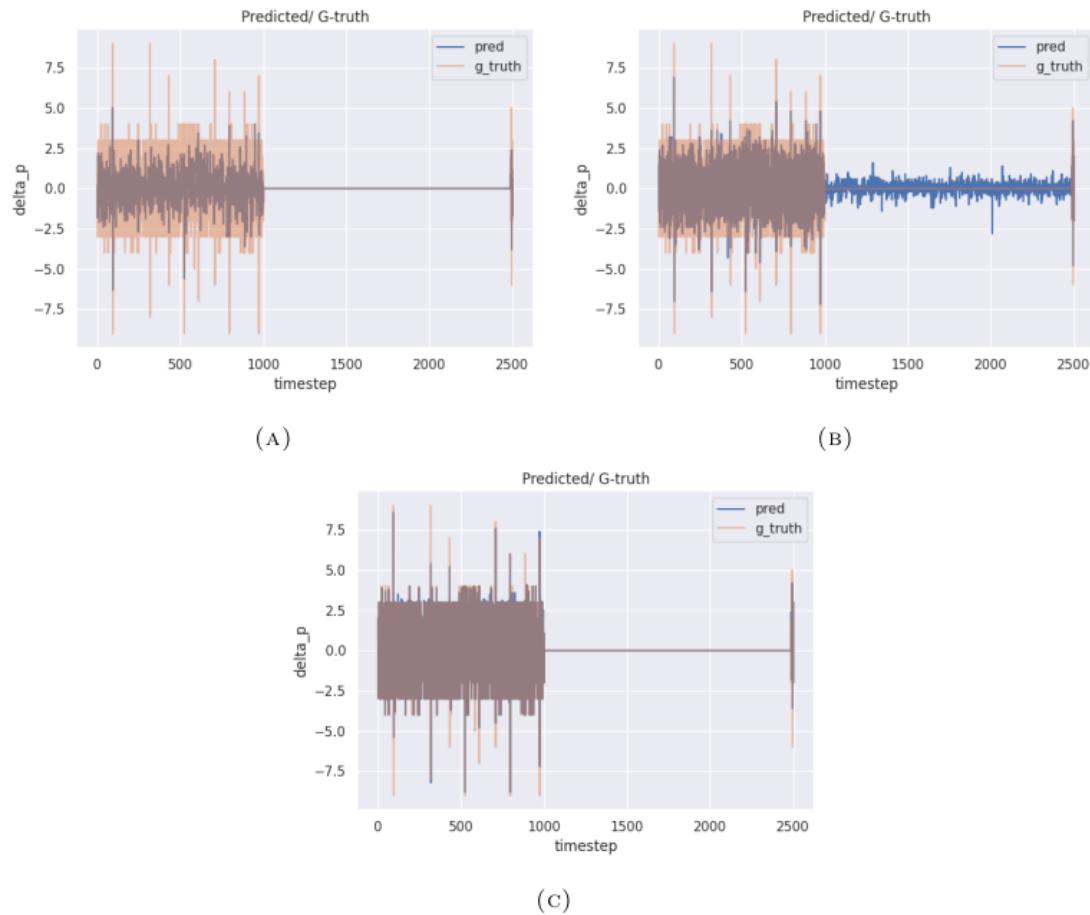
Εικόνα 3.2.2.1.2: Predicted vs ground truth χρονοσειρά για την πρίζες της κουζίνας, με χρήση του Random Forest μοντέλου.

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	4.7544	5.2101	4.69536
MAE	2.05644	1.9193	1.52137
MAPE(Per)	11.0047	19.8152	9.1047
RMSE	2.1084	3.162	2.0239

Πίνακας 3.2.2.1.3: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη των πριζών της κουζίνας, με τη χρήση του Random Forest μοντέλου.

Όπως βλέπουμε στην εικόνα 3.2.2.1.2, ο Random Forest Regressor δεν μπόρεσε να εντοπίσει καμία παρέκκλιση στη συγκεκριμένη χρονοσειρά, χρησιμοποιώντας τα χωρίς επεξεργασία μέτρα κεντρικότητας. Αντίθετα, στην περίπτωση του Node2Vec και του autoencoder (AE) τα αποτελέσματα είναι πολύ καλύτερα, ιδίως στη δεύτερη περίπτωση. Στον Πίνακα 3.2.2.1.3, τα βέλτιστα αποτελέσματα επιτυγχάνονται με τη μέθοδο autoencoder (AE) με MSE error κοντά στο 1,52. Το Node2Vec έχει επίσης αισθητά μεγάλο αριθμό σφαλμάτων στις περιπτώσεις αδράνειας, κάτι που μπορούμε να παρατηρήσουμε σε πολλές περιπτώσεις.

Στην εικόνα 3.2.2.1.3 παρατηρούμε ότι η βασική γραμμή ταιριάζει αρκετά με την κατανομή του ψυγείου. Πιο συγκεκριμένα, σε όλες τις περιπτώσεις τα MAE και MSE error είναι αρκετά χαμηλά. Γενικά, η αναπαράσταση με βάση το gsp αποδίδει καλά σε όλες τις περιπτώσεις ψυγείων, καθώς υπάρχει μια συνεχής συσκευή τάσης και υπάρχει απουσία αδράνειας.



Εικόνα 3.2.2.1.3: Predicted vs ground truth χρονοσειρές για το ψυγείο, με χρήση Random Forest

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	6.4026	4.621	2.284
MAE	4.7544	4.1596	2.045
MAPE(Per)	6.578	8.2104	10.8549
RMSE	7.1084	6.6513	15.1144

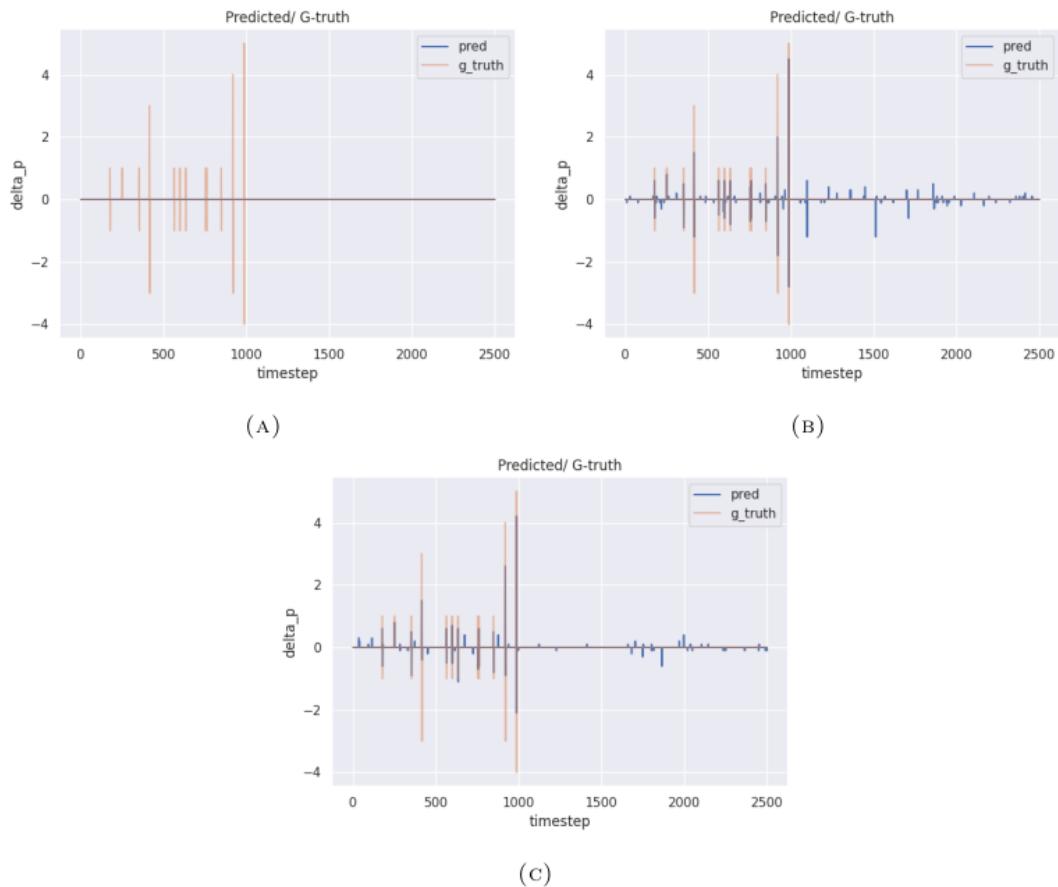
Πίνακας 3.2.2.1.4: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη του ψυγείου, με χρήση του Random Forest μοντέλου.

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	4.076	1.7167	0.9188
MAE	1.645	0.9976	0.6791
MAPE(Per)	10.1999	15.9371	16.1599
RMSE	7.649	8.3467	5.0917

Πίνακας 3.2.2.1.5: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη του φούρνου μικροκυμάτων, με χρήση του Random Forest μοντέλου.

Στην τελευταία περίπτωση, στην εικόνα 3.2.2.1.4, στην κατανομή των μικροκυμάτων ο βασικός αλγόριθμος δεν μπορεί να βρει patterns στη χρονοσειρά, χρησιμοποιώντας ως είσοδο τα ακατέργαστα χαρακτηριστικά. Από την άλλη πλευρά, οι μέθοδοι representation learning λειτουργούν και οι δύο σωστά. Τα περισσότερα σφάλματα έχουν προκληθεί στην ανενεργή κατάσταση της συγκεκριμένης συσκευής. Όπως δείχνει ο πίνακας 3.2.2.1.5, όλα οι μετρικές εξακολουθούν να βρίσκονται σε ικανοποιητικό επίπεδο για την περίπτωση

των μέτρων κεντρικότητας, κάτι που δεν ισχύει. Ως εκ τούτου, χρησιμοποιήσαμε την απεικόνιση Predicted/Ground-Truth για να αποδείξουμε αν τα μοντέλα αποδίδουν σωστά.



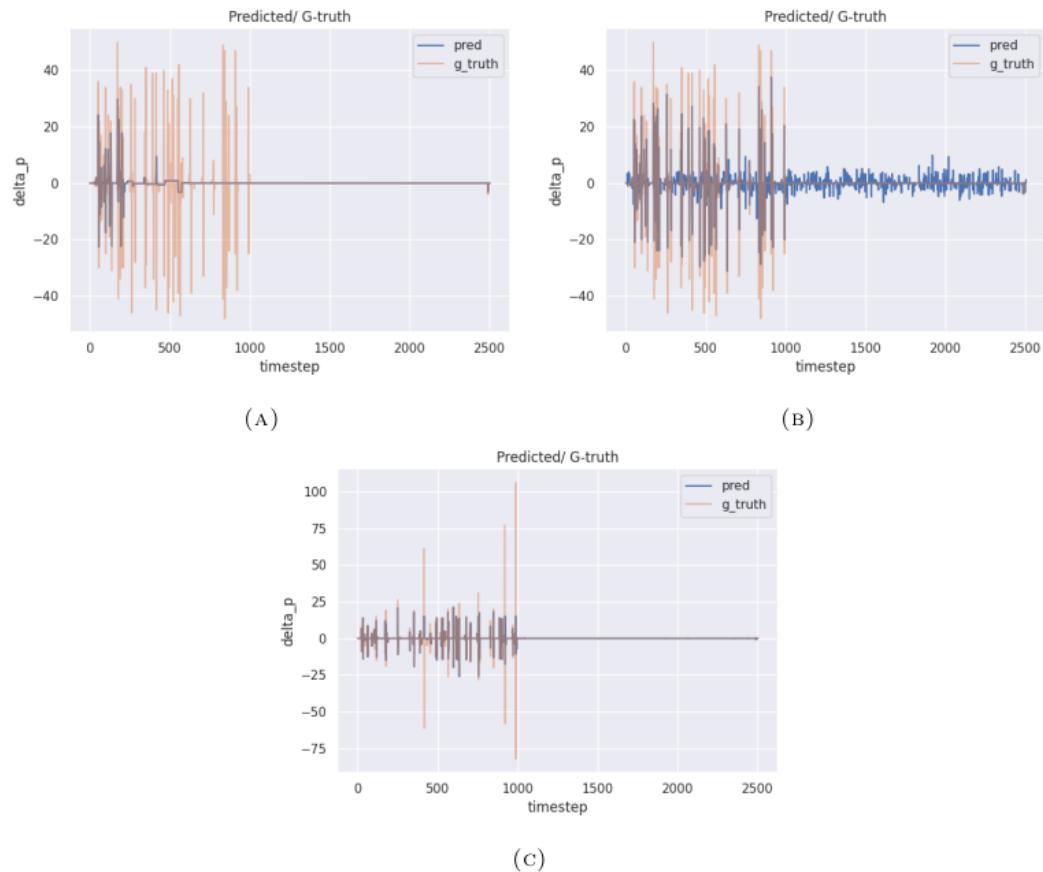
Εικόνα 3.2.2.1.4: Predicted vs ground truth χρονοσειρές για τον φούρνο μικροκυμάτων, με χρήση του Random Forest μοντέλου.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

Συμπεράσματα: Συγκεντρώνοντας τα αποτελέσματα αυτής της ενότητας, το Random Forest απέδωσε καλά στις περισσότερες περιπτώσεις, εκτός από την κουζίνα και τον φούρνο μικροκυμάτων όσο αναφορά τα μη επεξεργασμένα μέτρα κεντρικότητας. Τα πειράματα που παρουσιάζονται παραπάνω είναι τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε συσκευή, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αναζήτησης πλέγματος (grid search) του Sklearn για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων (parameter tuning). Όλα τα διαγράμματα και οι πίνακες που παρουσιάστηκαν παρήχθησαν από τον καλύτερο συνδυασμό παραμέτρων.

3.2.2.2 Ανίχνευση μεταβάσεων κατάστασης - Πειράματα με νευρωνικά δίκτυα γράφου



Εικόνα 3.2.2.2.1: Προβλεπόμενη vs ground-truth χρονοσειρά, χρησιμοποιώντας Graph Convolutional Neural Network για τον φωτισμό.

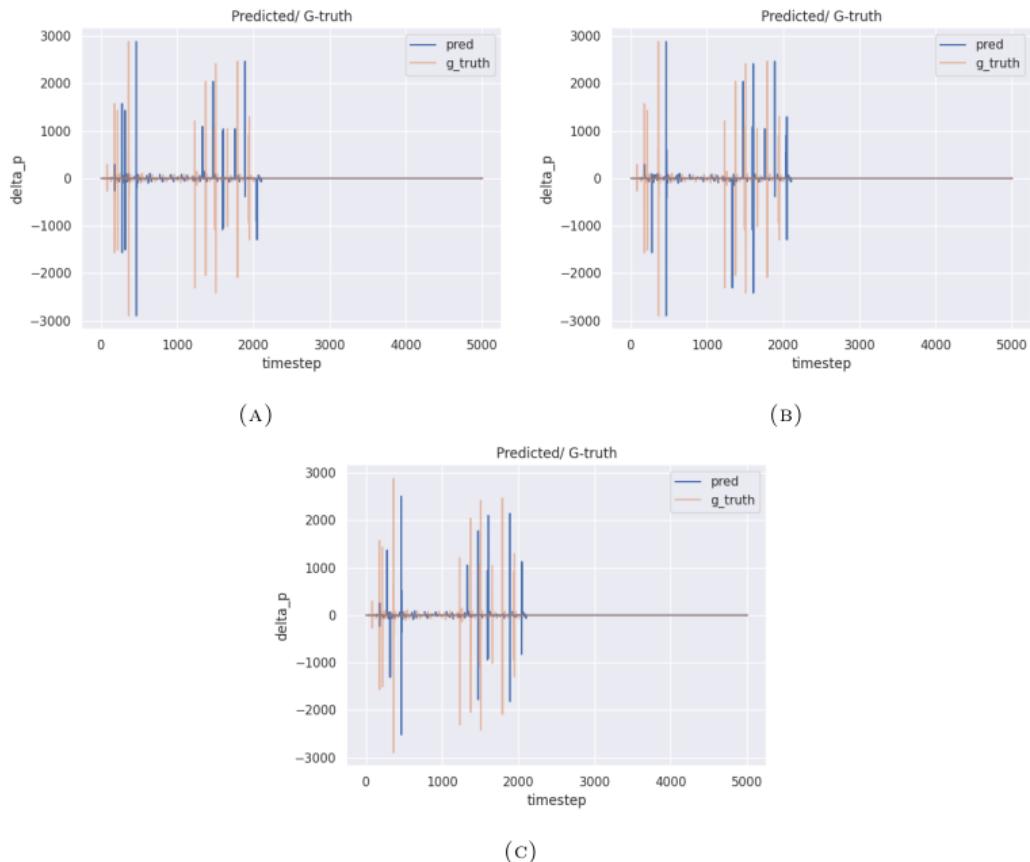
HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	23.5892	12.9132	10.9036
MAE	18.5781	10.0013	9.8441
MAPE(Per)	25.1178	16.1537	16.0004
RMSE	28.2451	17.6663	18.9197

Πίνακας 3.2.2.2.1: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη του φωτισμού, με χρήση GCN.

Το μοντέλο GCN όσο αναφορά την κατανομή του φωτισμού αποδίδει υψηλά MSE και MAE error, σε σύγκριση με το Random Forest μοντέλο. Αν και, εξετάζοντας την εικόνα 3.2.2.2.1, το μοντέλο καταγράφει σχεδόν τον ίδιο αριθμό συμβάντων με το βασικό μοντέλο. Στον πίνακα 3.2.2.2.1, τα καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά όλες τις απώλειες (losses) είναι αυτά του autoencoder. Λαμβάνοντας υπόψη την είσοδο των χωρίς επεξεργασία centralities, το μοντέλο δεν μπορεί να αναγνωρίσει σωστά τα μοτίβα αυτής της χρονοσειράς.

Στη συνέχεια, στην εικόνα 3.2.2.2.2 μπορούμε να δούμε ότι τα ακατέργαστα χαρακτηριστικά δεν μπόρεσαν να βιοηθήσουν το GCN στη μοντελοποίηση της συγκεκριμένης κατανομής. Παρόλο που τα losses δεν έχουν πολύ υψηλές τιμές υπάρχουν πολλές λανθασμένες ταξινομήσεις σε πολλαπλά γεγονότα. Στον πίνακα 3.2.2.2.1 βλέπουμε ότι υπάρχουν αξιοσημείωτα αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις. Ωστόσο, εξετάζοντας τα διαγράμματα αυτής της συσκευής καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι πολλές φορές οι απλές απώλειες δεν επαρκούν για το πρόβλημα αυτό.



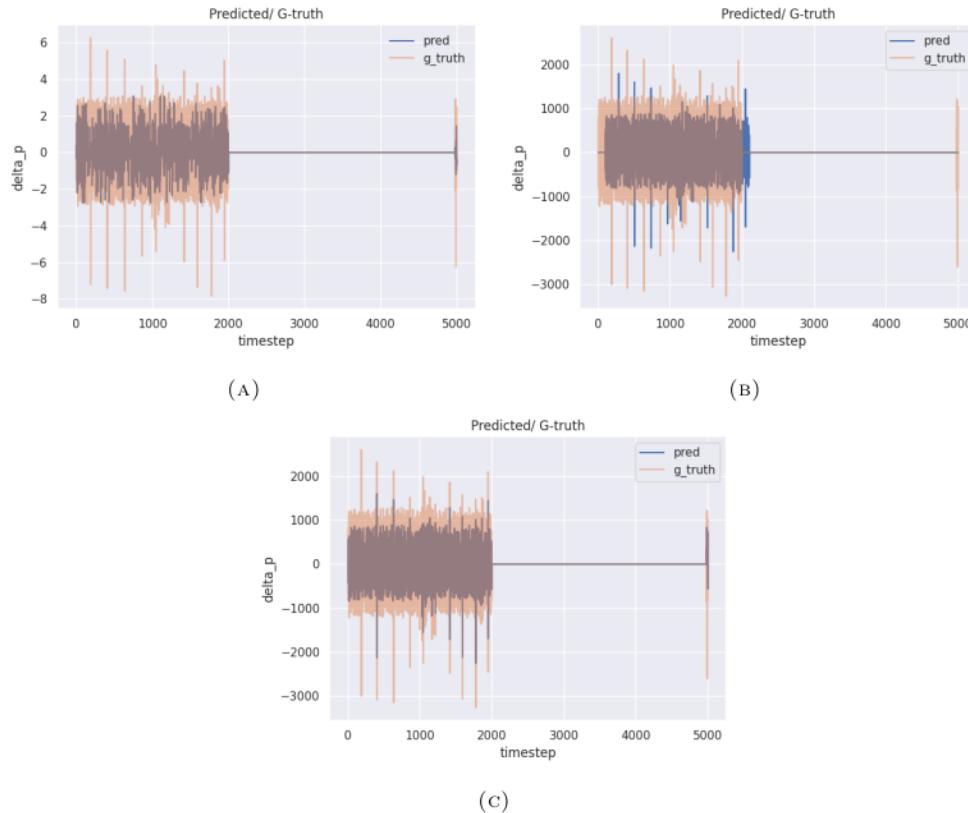
Εικόνα 3.2.2.2.2: Predicted vs Ground-Truth χρονοσειρές, με χρήση Graph Convolutional Neural Network για τις πρίζες της κουζίνας.

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	6.257	8.7514	8.5078
MAE	3.5781	5.7896	5.4571
MAPE(Per)	10.1178	12.5746	9.5007
RMSE	9.1467	11.3189	11.0077

Πίνακας 3.2.2.2.2: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη των πριζών της κουζίνας, με χρήση GCN.

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	3.1392	10.4291	2.976
MAE	2.4176	9.274	2.5168
MAPE(Per)	8.0139	14.2598	10.1578
RMSE	10.1961	19.34122	8.6478

Πίνακας 3.2.2.2.3: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη του ψυγείου, χρησιμοποιώντας το GCN.



Εικόνα 3.2.2.2.3: Predicted vs Ground-Truth χρονοσειρές με χρήση Graph Convolutional Neural Network για το ψυγείο.

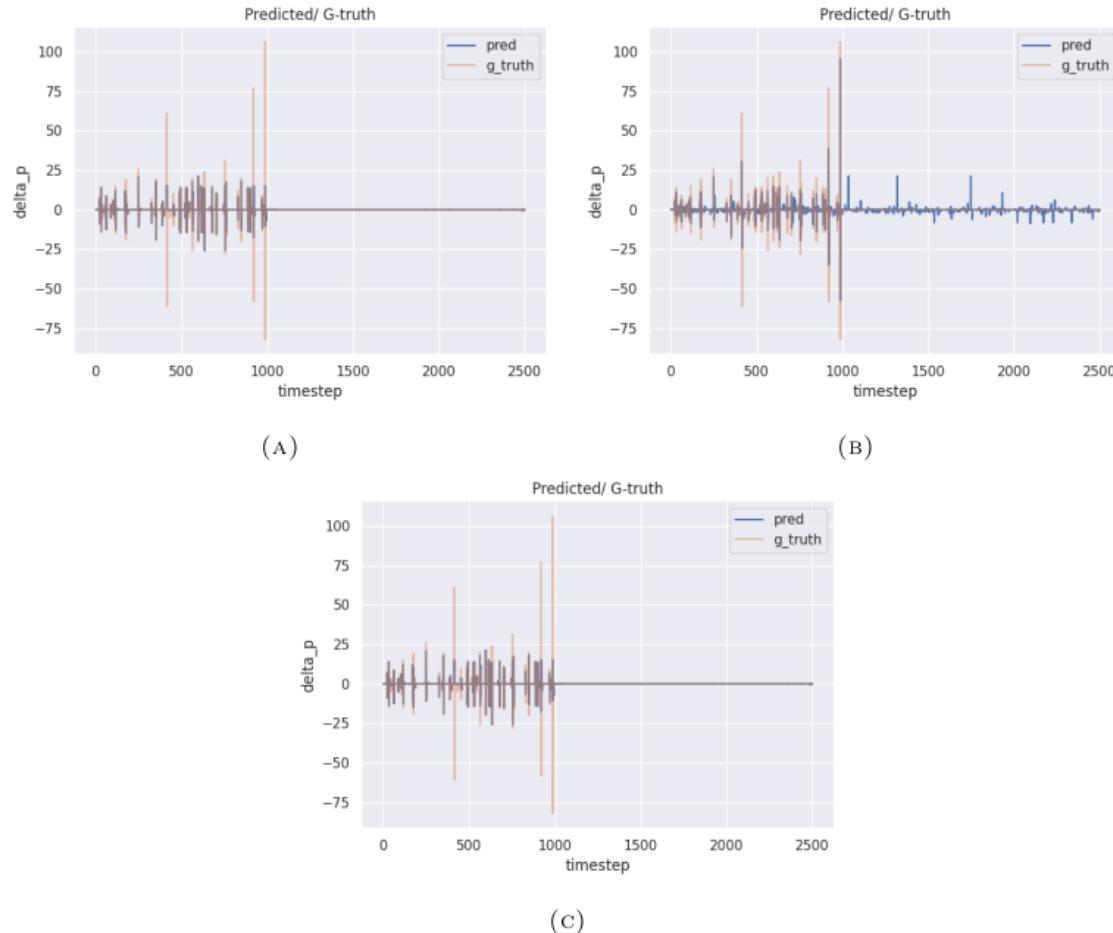
Στην εικόνα 3.2.2.2.3 βλέπουμε ότι το μοντέλο GCN αποδίδει καλά στο ψυγείο εκτός από την περίπτωση της αναπαράστασης Node2Vec. Επιπλέον, τα features χωρίς κάποια επεξεργασία δίνουν χειρότερη πρόβλεψη από αυτή που θα περιμέναμε σε πολλές περιπτώσεις, ειδικά όταν το φορτίο του ψυγείου είναι πολύ υψηλό. Στον πίνακα 3.2.2.2.3 οι χαμηλότερες απώλειες που παρατηρούνται είναι στην περίπτωση χωρίς embeddings.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Metrics	Centralities	Node2Vec	Auto-Encoder
MSE	25.3647	12.5698	10.6543
MAE	21.1879	9.9127	9.0126
MAPE(Per)	32.4566	17.5478	11.854
RMSE	29.5497	21.3546	20.8245

Πίνακας 3.2.2.2.4: Μετρικές αξιολόγησης για την πρόβλεψη μικροκυμάτων, με χρήση GCN

Τέλος, στην εικόνα 3.2.2.2.4 το μοντέλο GCN έχει πολλαπλές λανθασμένες προβλέψεις γεγονότων (event predictions) γεγονότων ειδικά στην τελευταία περίπτωση. Ωστόσο, τα γεγονότα στη συγκεκριμένη χρονοσειρά είναι αρκετά λίγα σε αριθμό και η αδράνεια της συσκευής αυτής επηρεάζει σημαντικά το έργο της πρόβλεψης. Ο πίνακας 3.2.2.2.4 αποδεικνύει ότι εξετάζοντας τις πολλαπλές συναρτήσεις απωλειών η καλύτερη αναπαράσταση είναι ο autoencoder (AE). Άλλα από την άποψη της ανίχνευσης συμβάντων, η καλύτερη αντιστοιχία της πρόβλεψης και ground truth vector είναι το Node2vec.



Εικόνα 3.2.2.4: Predicted vs ground truth χρονοσειρές χρησιμοποιώντας νευρωνικό δίκτυο συνελικτικού γραφήματος (Graph Convolutional Neural Network) για την συσκευή των μικροκυμάτων.

3.3 Συμπεράσματα

Κάποια πιο συγκεντρωτικά και συνολικά συμπεράσματα που προέκυψαν μετά από τον εκτενή πειραματισμό της συγκεκριμένης ενότητας είναι τα παρακάτω:

Πειράματα με random forest: Εξετάζοντας με λεπτομέρεια τα αποτελέσματα αυτής της ενότητας, το Random Forest απέδωσε καλά στις περισσότερες περιπτώσεις, εκτός από την κουζίνα και τον φούρνο μικροκυμάτων όσο αναφορά τα μη επεξεργασμένα μέτρα κεντρικότητας. Τα πειράματα που παρουσιάστηκαν σε αυτή την ενότητα είναι τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε συσκευή, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αναζήτησης πλέγματος (grid search) του Sklearn για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων (parameter tuning). Όλα τα διαγράμματα και οι πίνακες που παρουσιάστηκαν παρήχθησαν από τον καλύτερο συνδυασμό παραμέτρων.

Πειράματα με νευρωνικά δίκτυα: Παρατηρείται ότι το Random Forest υπερτερεί του GCN σε πολλές περιπτώσεις και αποτελεί ένα πολύ ισχυρό μοντέλο για την περίπτωση αυτή. Ωστόσο, η δομή του γραφήματος βοηθά το συνολικό έργο της πρόβλεψης. Ειδικότερα, οι αυτόματοι κωδικοποιητές (Auto - Encoders) αποδίδουν πολύ καλά τόσο στο GCN όσο και στο Random Forest. Αντιθέτως, ο Node2vec έχει πολλαπλές μικρές λανθασμένες ταυτοποιήσεις κατά την περίοδο αδράνειας ορισμένων συσκευών. Τα ακατέργαστα χαρακτηριστικά σε ορισμένες περιπτώσεις δεν μπορούν να μοντελοποιήσουν σωστά τις προαναφερθείσες κατανομές. Τα graph neural networks (GCNs) αποδίδουν ικανοποιητικά επίπεδα απωλειών, ειδικά σε συνδυασμό με τα embeddings.

Λαμβάνοντας υπόψη αυτά τα συμπεράσματα, τα GCNs ικανοποιούν περισσότερο τις συνεισφορές 3, 4 καθώς το μοντέλο θα μπορούσε να προβλέψει δεδομένα που δεν έχει δει κατά την εκπαίδευση. Αυτό συμβαίνει γιατί τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν παραπάνω αφορούν το σύνολο των δοκιμών και τα μέτρα κεντρικότητας ενισχύουν τον

εκπαιδευόμενο να εισάγει κλίσεις στις συγκεκριμένες χρονοσειρές. Παρόλα αυτά το μοντέλο δεν μπόρεσε να δώσει και τόσο αξιοπρεπή αποτελέσματα για όλες τις συσκευές και για το πρόβλημα της ενεργειακής διάσπασης (energy disaggregation).

Κεφάλαιο 4: Μεθοδολογία DNN

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα αναδείξουμε την υλοποίηση μας σχετικά με πιο παραδοσιακές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων χωρίς την χρήση γράφων. Πειραματιστήκαμε με δύο διαφορετικές υλοποιήσεις συγκριτικής αξιολόγησης αλγορίθμων (benchmarking frameworks). Η πρώτη χρησιμοποιήθηκε σαν proof of concept και για να ελέγξουμε την υλοποίηση μας σε πιο ευρέως διαδεδομένα δεδομένα απλώς για να επιβεβαιώσουμε ότι τα μοντέλα μας λειτουργούν κανονικά και εξάγουν αποδεκτά αποτελέσματα, ενώ η δεύτερη συγκριτική αξιολόγηση περιλαμβάνει πιο εκτενείς πειραματισμούς σε διάφορες πηγές δεδομένων.

4.1 Proof of concept benchmarking

Όπως αναφέραμε και στην ενότητα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης, τα τελευταία χρόνια έχουν αναπτυχθεί και άλλες προσεγγίσεις για την μη παρεμβατική επιτήρηση φορτίου, ωστόσο οι περισσότερες βασίζονται σε έναν από τους αλγορίθμους που αναφέρθηκαν και προηγουμένως και δεν παρέχουν σημαντική βελτίωση στα αποτελέσματα. Οι αρχιτεκτονικές που εστιάζουμε στην συγκριτική αξιολόγηση (proof of concept benchmarking) που υλοποιούμε είναι οι παρακάτω:

1. Denoising Autoencoder (DAE)
2. Variational Autoencoder (VAE)
3. Simple GRU
4. Window GRU (WGRU)

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

- 5. Self-Attentive Energy Disaggregator (SAED)
- 6. Sequence-to-point (S2P)

Σύνολο δεδομένων: Τα βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα χρειάζονται μεγάλο όγκο δεδομένων κατά την εκπαίδευσή τους ώστε να είναι αποτελεσματικά. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε το UK-DALE σύνολο δεδομένων [73] με ρυθμό δειγματοληψίας των 6 δευτερολέπτων. Το συγκεκριμένο dataset αφορά μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας από 5 διαφορετικά σπίτια στην Μεγάλη Βρετανία στο χρονικό διάστημα: 09/11/2012 - 26/04/2017. Στο σύνολο δεδομένων UK-DALE περιέχονται 25 διαφορετικές συσκευές, ωστόσο σύμφωνα και με την βιβλιογραφία αποφασίσαμε να εστιάσουμε μόνο στις 5 ακόλουθες συσκευές: **Dishwasher, Fridge, Kettle, Microwave, και Washing machine**, καθώς αυτές είναι παρούσες σε τουλάχιστον τρία σπίτια. Αυτό σημαίνει ότι, για κάθε συσκευή, μπορούμε να εκπαιδεύσουμε τα μοντέλα σε τουλάχιστον δύο σπίτια και να κάνουμε αξιολόγηση σε ένα διαφορετικό σπίτι.

Προ-επεξεργασία των δεδομένων: Ένα σημαντικό βήμα πριν την εκπαίδευση των μοντέλων μηχανικής μάθησης είναι η προετοιμασία των δεδομένων στην κατάλληλη μορφή. Το εργαλείο Torch-NILM [62] περιέχει τις κατάλληλες μεθόδους για την σωστή προετοιμασία των δεδομένων τα οποία πρέπει να βρίσκονται σε μορφή συμβατή με το NILMTK [74]. Στη συνέχεια οι ακολουθίες χρονοσειρών εισόδου και εξόδου ευθυγραμμίζονται και οι τιμές που λείπουν γεμίζονται με μηδενικά στην δική μας περίπτωση. Έπειτα ακολουθεί η κανονικοποίηση των δεδομένων ώστε οι τιμές τους να έχουν μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1.

Υλοποίηση: Η υλοποίηση και ο πηγαίος κώδικας των μοντέλων και των πειραμάτων έγινε με την βοήθεια του εργαλείου **Torch-NILM** το οποίο είναι ένα πρόσφατο εργαλείο βασισμένο σε python και το Pytorch framework που έχει αναπτυχθεί για την ανάπτυξη Νευρωνικών Δικτύων. Η επιλογή του Torch-NILM έγινε κυρίως επειδή προσφέρει έναν εύκολο και γρήγορο τρόπο για την υλοποίηση αλλά και την αξιολόγηση μοντέλων για τη μη παρεμβατική επιτήρηση φορτίου, με μόνο λίγες γραμμές κώδικα. Επίσης το

συγκεκριμένο εργαλείο βοηθάει στην αναπαραγωγή πειραμάτων προσφέροντας διεπαφές για μία σαφή μεθοδολογία συγκριτικής αξιολόγησης. Στο πλαίσιο αυτό, αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε την τεχνική του συρόμενου παραθύρου (sliding window) για όλες τις αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων, καθώς είναι πιο δίκαιο να συγκρίνουμε τα διαφορετικά μοντέλα κάτω από την ίδια διαδικασία αποσύνθεσης ενέργειας. Έτσι, τα μοντέλα εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας ένα παράθυρο *w* το οποίο σύρεται στην ακολουθία εισόδου για να προβλεφθεί όλη η ακολουθία κατανάλωσης της υπό μελέτης συσκευής, προβλέποντας ένα σημείο τη φορά.

Μετρικές αξιολόγησης: Με σκοπό την αξιολόγηση της επίδοσης των μοντέλων χρησιμοποιήσαμε τρεις μετρικές, όπως έχουν ευρέως χρησιμοποιηθεί στην βιβλιογραφία της μη παρεμβατικής επιτήρησης φορτίου [28, 32, 37]: το F1 score, το μέσο απόλυτο σφάλμα (mean absolute error, MAE) και το σχετικό σφάλμα στη συνολική ενέργεια (relative error in total energy, RETE). Το F1 score μετράει την ικανότητα του μοντέλου να ανιχνεύει την αλλαγή κατάστασης (On/Off) μιας συσκευής και είναι ο αρμονικός μέσος του Precision και Recall, όπως φαίνεται στην εξίσωση (1). Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) πιστοποιεί τη διαφορά μεταξύ της πραγματικής κατανάλωσης ενέργειας και της εκτιμώμενης από το μοντέλο. Είναι ένα απόλυτο μέτρο που υπολογίζεται σε Watts και δίνεται από τη σχέση (2), όπου T είναι το μήκος της προβλεπόμενης ακολουθίας, y' η εκτιμώμενη κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας και y_t η πραγματική τιμή της ενεργού κατανάλωσης τη στιγμή t . Ομοίως, το σχετικό σφάλμα στη συνολική ενέργεια (RETE) αξιολογεί την ικανότητα του μοντέλου να προβλέπει την πραγματική κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας μιας συσκευής. Είναι αδιάστατο μέτρο και υπολογίζεται από την σχέση (3), όπου E' και E είναι η εκτιμώμενη και η πραγματική τιμή της συνολικής ενέργειας αντίστοιχα.

$$F1 = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum |y'_t - y_t| \quad (2)$$

$$RETE = \frac{|E' - E|}{\max(E', E)} \quad (3)$$

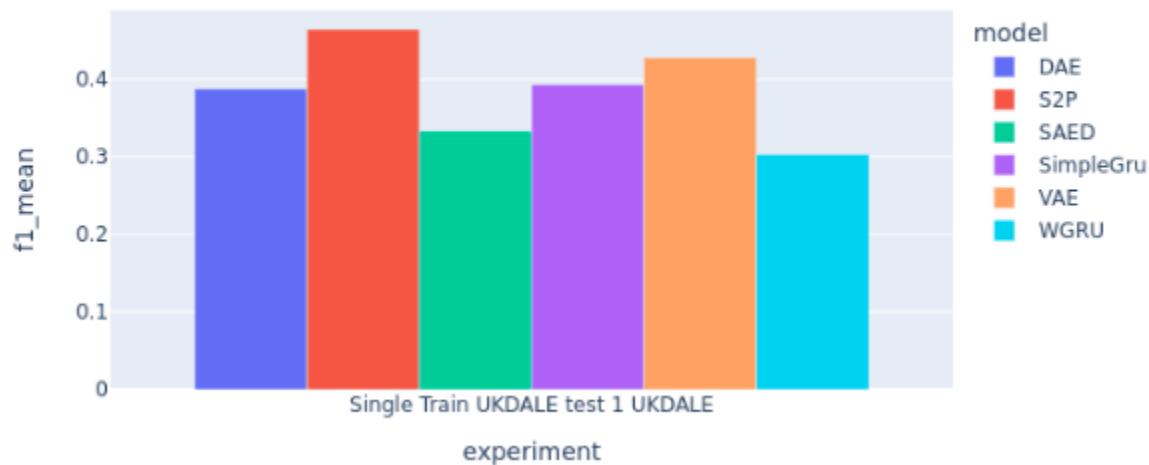
Πειράματα και αξιολόγηση: Για την δίκαιη και λεπτομερή αξιολόγηση και σύγκριση των αλγορίθμων που εξετάζουμε, αποφασίσαμε να εκτελέσουμε δύο σενάρια πειραμάτων. Το 1ο σενάριο αφορά την εκπαίδευση από μετρήσεις ενός σπιτιού και την αξιολόγηση σε δεδομένα του ίδιου σπιτιού σε μεταγενέστερη χρονική περίοδο. Το 2ο σενάριο αφορά την εκπαίδευση πάνω σε δεδομένα ενός σπιτιού και την αξιολόγηση σε διαφορετικά σπίτια, με σκοπό να αποφανθούμε αν ο εκάστοτε αλγόριθμος μπορεί να επιτύχει υψηλή γενίκευση. Και στα δύο σενάρια τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν για 20 εποχές και το κάθε πείραμα έτρεξε για 5 διαφορετικές επαναλήψεις, ώστε να ληφθεί ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων.

Εκπαίδευση και αξιολόγηση σε δεδομένα ενός σπιτιού: Σε αυτή την σειρά πειραμάτων εκπαιδεύσαμε τα μοντέλα πάνω στα δεδομένα κατανάλωσης του 1ου σπιτιού στο UK-DALE dataset. Η αξιολόγηση έγινε πάνω στο ίδιο σπίτι σε μεταγενέστερη χρονική περίοδο από αυτήν της εκπαίδευσης. Ωστόσο, οι χρονικές περίοδοι που επιλέχθηκαν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση διαφέρουν από συσκευή σε συσκευή, καθώς η κάθε συσκευή έχει διαφορετικές στιγμές που βρίσκεται σε λειτουργία.

Στην εικόνα 4.1.1. και 4.1.2 παρουσιάζουμε το F1 score και το RETE για το πλυντήριο πιάτων, αντίστοιχα, για τους έξι αλγορίθμους που εξετάζουμε. Παρατηρούμε ότι για την ανίχνευση των events (on-off), ο VAE και το Sequence-to-point πετυχαίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα (εικόνα 4.1.1). Όσον αφορά την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας του πλυντηρίου πιάτων βλέπουμε ότι όλα τα μοντέλα εκτός του Window GRU πετυχαίνουν καλά αποτελέσματα όπως μας δείχνει το χαμηλό σφάλμα (εικόνα 4.1.2). Συγκεκριμένα, το Sequence-to-Point και ο VAE έχουν την καλύτερη επίδοση. Παρόμοια συμπεριφορά παρατηρούμε για μία συσκευή δύο καταστάσεων όπως ο βραστήρας (kettle) στις εικόνες 4.1.3 και 4.1.4. Και σε αυτή την περίπτωση το Sequence-to-Point και

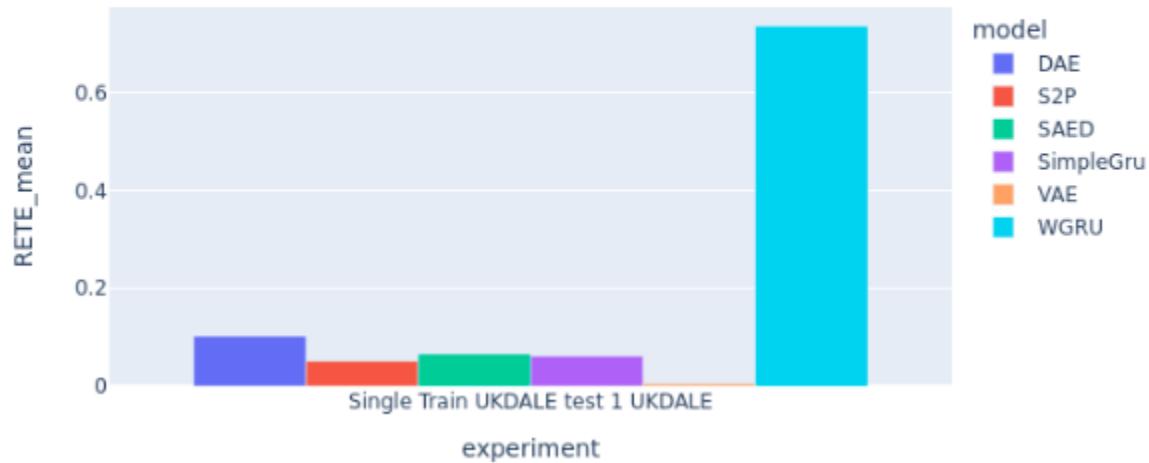
ο VAE έχουν την καλύτερη επίδοση και στην ανίχνευση των on-off γεγονότων (εικόνα 4.1.3) αλλά και στην πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας (εικόνα 4.1.4).

Dish Washer: F1(mean) comparison for single category of experiments



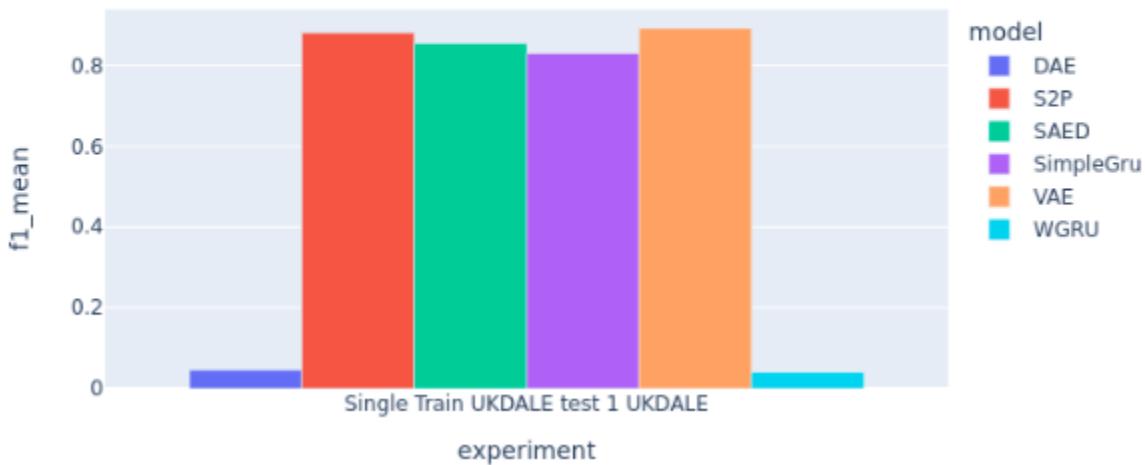
Εικόνα 4.1.1: F1 score για το πλυντήριο πιάτων (σενάριο 1).

Dish Washer: RETE(mean) comparison for single category of experiments



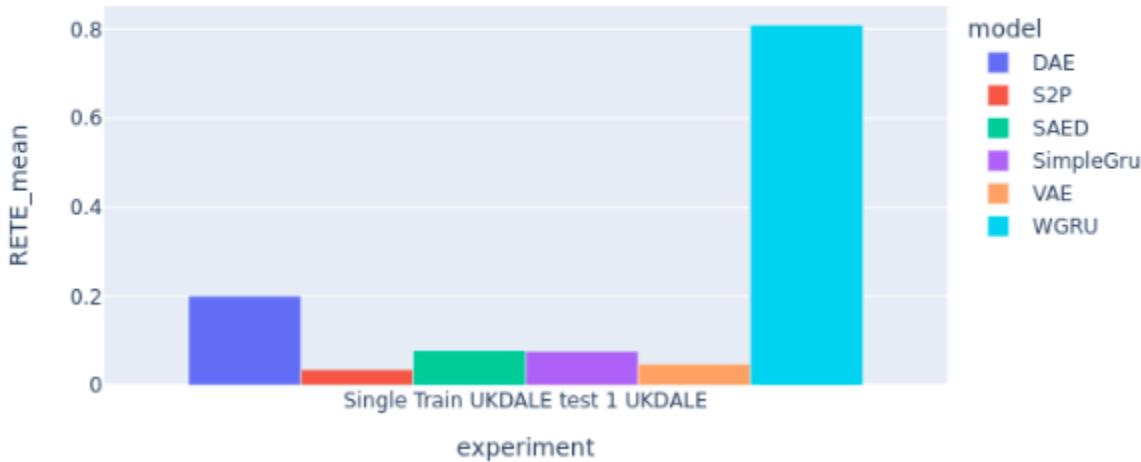
Εικόνα 4.1.2: RETE για το πλυντήριο πιάτων (σενάριο 1).

Kettle: F1(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.3: F1 score για τον βραστήρα (σενάριο 1).

Kettle: RETE(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.4: RETE για τον βραστήρα (σενάριο 1).

Στον πίνακα 4.1.1 συνοψίζονται τα αποτελέσματα για το 1ο σενάριο πειραμάτων, όπου παρουσιάζονται για τις πέντε συσκευές το F1 score, το RETE και το MAE. Με bold είναι τα καλύτερα αποτελέσματα ανά συσκευή και μετρική. Όπως παρατηρούμε, στις περισσότερες περιπτώσεις η καλύτερη επίδοση δίνεται είτε από το Sequence-to-Point είτε από τον VAE. Και τα δύο μοντέλα πάντως δίνουν σχετικά παρόμοια επίδοση. Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθεί ότι ο VAE, αν και πολύ αποτελεσματικό μοντέλο, είναι αρκετά κοστοβόρο όσον αφορά τον χρόνο εκπαίδευσης, γεγονός που μας κάνει να προτιμήσουμε το Sequence-to-Point σε αυτή την περίπτωση.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΙAvEK)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών

Συσκευή	Μοντέλο	F1 score	MAE	RETE
Dish washer	DAE	0.3874	12.6792	0.1022
	S2P	0.4642	6.5994	0.0512
	SAED	0.3330	8.5816	0.0662
	SimpleGru	0.3930	6.7701	0.0620
	VAE	0.4280	6.0700	0.0050
	WGRU	0.3030	16.6176	0.7356
Fridge	DAE	0.7516	23.8878	0.0570
	S2P	0.8158	18.9202	0.0614
	SAED	0.8090	19.9924	0.1012
	SimpleGru	0.8177	18.3205	0.0527
	VAE	0.8400	14.8150	0.0280
	WGRU	0.8122	18.6518	0.1064

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΙAvEK)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών

Kettle	DAE	0.2006	10.5562	0.0454
	S2P	0.8810	4.0800	0.0350
	SAED	0.8550	5.2660	0.0776
	SimpleGru	0.8298	4.2976	0.0764
	VAE	0.8920	3.1490	0.0470
	WGRU	0.8092	13.4080	0.0398
Microwave	DAE	0.5126	7.1056	0.3052
	S2P	0.6690	4.9210	0.3326
	SAED	0.5784	6.1238	0.1668
	SimpleGru	0.6814	6.1954	0.1839
	VAE	-	10.2500	0.1790
	WGRU	0.4776	7.2580	0.1088
	DAE	0.7174	15.6760	0.0962

Washing Machine	S2P	0.8916	7.8526	0.0606
	SAED	0.8638	7.9050	0.0432
	SimpleGru	0.8728	7.2102	0.0244
	VAE	0.8860	6.7780	0.0660
	WGRU	0.9016	8.1280	0.0603

Πίνακας 4.1.1: Σύνοψη αποτελεσμάτων για το σενάριο 1 πειραμάτων. (Με bold τα καλύτερα αποτελέσματα)

Εκπαίδευση σε ένα σπίτι και αξιολόγηση σε πολλαπλά σπίτια: Στη δεύτερη σειρά πειραμάτων εκπαιδεύσαμε τα μοντέλα πάνω στα δεδομένα κατανάλωσης του 1ου σπιτιού στο UK-DALE dataset. Η αξιολόγηση έγινε πάνω σε διαφορετικά σπίτια σύμφωνα με τον πίνακα 4.1.2, καθώς δεν είναι όλες οι συσκευές διαθέσιμες σε όλα τα σπίτια.

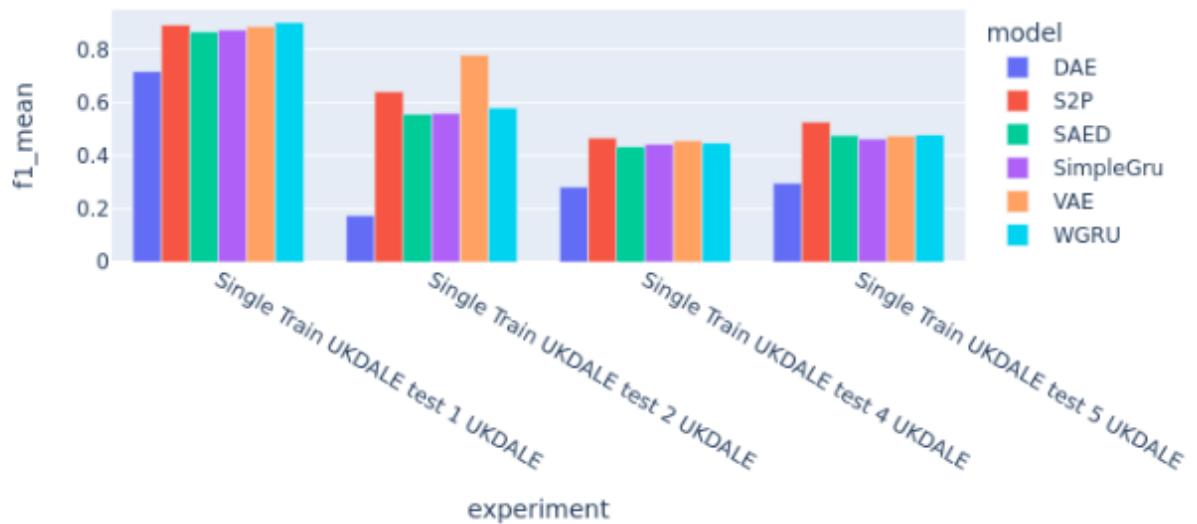
Συσκευή	Σπίτια Αξιολόγησης
Dish washer	2, 5
Fridge	2
Kettle	2, 3, 4
Microwave	2, 4, 5
Washing Machine	2, 4, 5

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Πίνακας 4.1.2: Σπίτια που έγινε η αξιολόγηση για κάθε συσκευή στο 2ο σενάριο πειραμάτων.

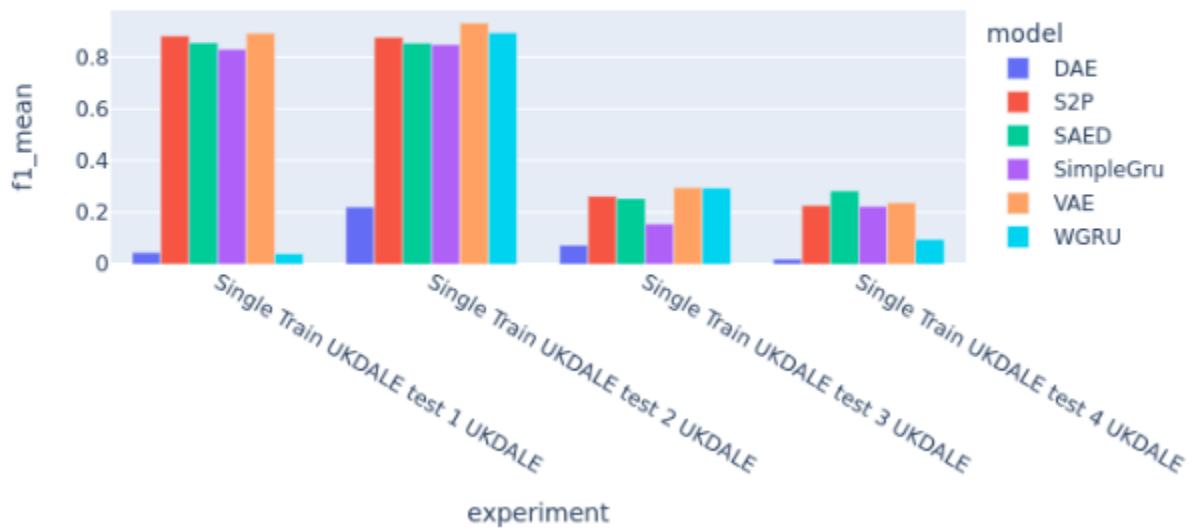
Στις εικόνες 4.1.5 και 4.1.6 παρουσιάζουμε το F1 score για το πλυντήριο ρούχων και τον βραστήρα αντίστοιχα, όπου μας δείχνει την επίδοση των μοντέλων στην ανίχνευση των on/off events. Για σύγκριση, τα διαγράμματα εμπεριέχουν και τα αποτελέσματα αξιολόγησης πάνω στο 1ο σπίτι που έχουμε από το σενάριο 1 πειραμάτων. Στην περίπτωση του πλυντηρίου (εικόνα 4.1.5) παρατηρούμε ότι η υψηλότερη επίδοση δίνεται στο σπίτι 1, γεγονός που μας δείχνει ότι τα μοντέλα δυσκολεύονται να πετύχουν γενίκευση σε δεδομένα σπιτιών που δεν έχουν δει κατά την εκπαίδευση. Αντιθέτως, στην περίπτωση του βραστήρα (εικόνα 4.1.6), το f1 score των μοντέλων στο 2ο σπίτι είναι ίδιο ή υψηλότερο από αυτό στο 1ο σπίτι, γεγονός που δείχνει γενίκευση των μοντέλων. Ωστόσο, στα σπίτια 3 και 4, η απόδοση είναι πολύ χαμηλή. Αυτή η συμπεριφορά ευθύνεται κυρίως στην ποιότητα των δεδομένων κατανάλωσης που διαφέρει από σπίτι σε σπίτι και συγκεκριμένα από την έλλειψη “καλών” παραθύρων λειτουργίας της κάθε συσκευής σε όλα τα σπίτια.

Washing Machine: F1(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.5: F1 score για το πλυντήριο ρούχων (σενάριο 2).

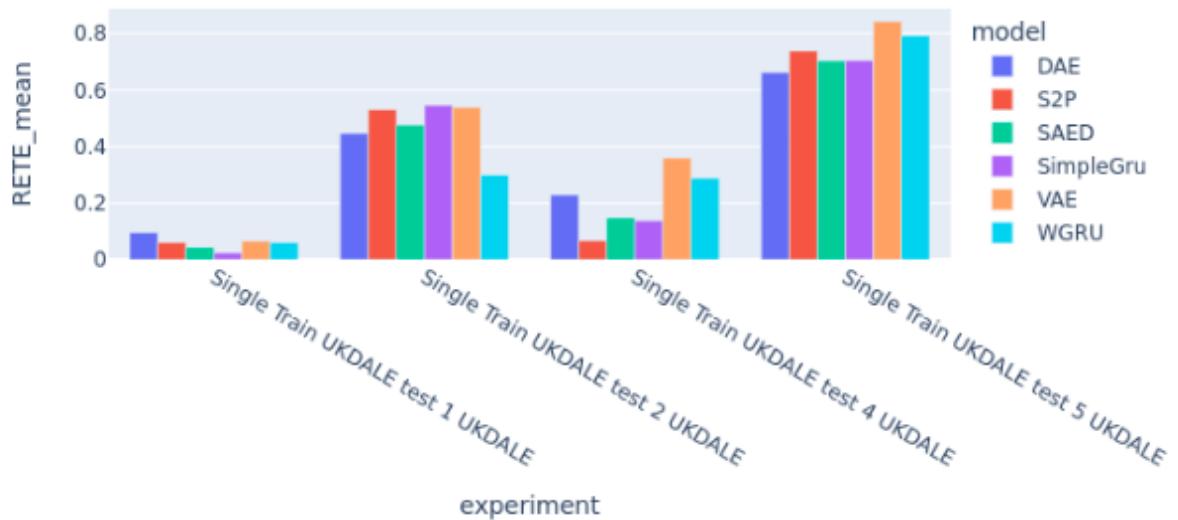
Kettle: F1(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.6: F1 score για τον βραστήρα (σενάριο 2).

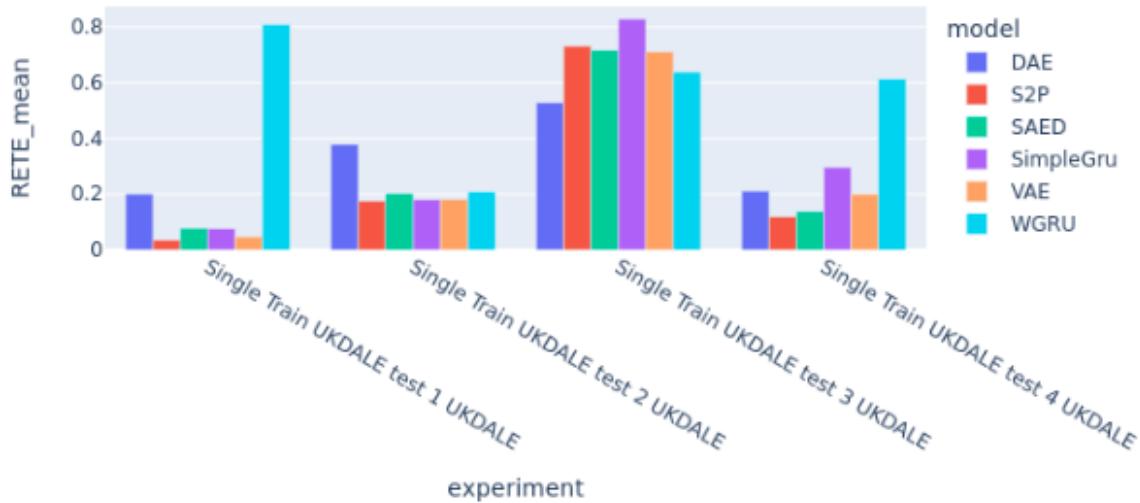
Στις εικόνες 4.1.7 και 4.1.8 παρουσιάζεται το σχετικό σφάλμα στη συνολική ενέργεια (RETE) για το πλυντήριο ρούχων και τον βραστήρα, αντίστοιχα, το οποίο όπως έχουμε ήδη αναφέρει, όσο χαμηλότερο είναι τόσο πιο ακριβής η πρόβλεψη κατανάλωσης ενέργειας για τη συγκεκριμένη συσκευή. Παρατηρούμε ότι το σφάλμα είναι χαμηλότερο για όλα τα μοντέλα στο σπίτι 1 και για τις δύο συσκευές, γεγονός που δείχνει ότι τα μοντέλα δυσκολεύονται να γενικεύσουν σε δεδομένα άλλων σπιτιών.

Washing Machine: RETE(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.7: RETE για το πλυντήριο των ρούχων (σενάριο 2).

Kettle: RETE(mean) comparison for single category of experiments



Εικόνα 4.1.8: RETE για τον βραστήρα (σενάριο 2).

Επίσης, όπως φαίνεται από τις εικόνες 4.1.7 και 4.1.8 το RETE διαφέρει αρκετά ανάλογα με το ποιο σπίτι χρησιμοποιείται για να γίνει η δοκιμή του εκάστοτε αλγορίθμου. Για παράδειγμα στην περίπτωση του πλυντηρίου ρούχων (εικόνα 4.1.7), το RETE είναι πιο υψηλό στα σπίτια 2 και 5, ενώ είναι αρκετά πιο χαμηλό για το σπίτι 4. Αυτό οφείλεται κυρίως στο γεγονός ότι δεν υπάρχουν το ίδιο ποιοτικά δεδομένα για όλες τις συσκευές και σε όλα τα σπίτια στο σύνολο δεδομένων που γίνεται η εκπαίδευση των αλγορίθμων. Αυτό μας οδηγεί στο να μην μπορούμε να βγάλουμε ασφαλή συμπεράσματα και να συγκρίνουμε την απόδοση των αλγορίθμων μεταξύ των διαφορετικών σπιτιών. Το σίγουρο όμως που παρατηρούμε είναι ότι όταν χρησιμοποιείται διαφορετικό σπίτι για την εκπαίδευση του αλγορίθμου και διαφορετικό για την αξιολόγησή του, η απόδοση πέφτει, οδηγώντας στο συμπέρασμα ότι οι αλγόριθμοι δυσκολεύονται να γενικεύσουν σε δεδομένα σπιτιών που δεν έχουν δει κατα την εκπαίδευση.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Σε αυτό το σημείο να αναφέρουμε ότι τα αποτελέσματα για τις υπόλοιπες συσκευές δεν παρουσιάζονται σε αυτή την αναφορά για λόγους συντομίας και επειδή οι δύο συσκευές που παρουσιάζουμε παραπάνω καλύπτουν σε έναν μεγάλο βαθμό την συμπεριφορά και των υπόλοιπων συσκευών.

Συμπεράσματα: Σε αυτή την ενότητα εκτελέσαμε μια εκτενή συγκριτική αξιολόγηση των αλγορίθμων αιχμής που βασίζονται σε Νευρωνικά Δίκτυα για τη μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM). Συγκεκριμένα συγκρίναμε έξι μοντέλα: 1) Denoising Autoencoder (DAE), 2) Variational Autoencoder (VAE), 3) Simple GRU, 4) Window GRU (WGRU), 5) Self-Attentive Energy Disaggregator (SAED) και 6) Sequence-to-point (S2P), χρησιμοποιώντας για όλες την τεχνική του συρόμενου παραθύρου. Εκτελέστηκαν δύο σενάρια αξιολόγησης, το 1ο αφορούσε την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των αλγορίθμων στα δεδομένα κατανάλωσης του ίδιου σπιτιού, ενώ το 2ο σενάριο αφορούσε την αξιολόγηση σε διαφορετικά σπίτια με σκοπό να αποφανθούμε αν οι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν υψηλή γενίκευση. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ο Variational Autoencoder (VAE) και το Sequence-to-Point (S2P) πετυχαίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα και όσον αφορά την ανίχνευση των on/off events αλλά και όσον αφορά την πρόβλεψη της κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας της υπό εξέτασης συσκευής. Ωστόσο, ο VAE αποδείχτηκε χρονικά κοστοβόρος κατά την εκπαίδευση αλλά και το inference γεγονός που μας αποτρέπει να τον εντάξουμε σε hardware στο οποίο θα τρέχει σε δεδομένα πραγματικού χρόνου. Επίσης, ένα αξιοσημείωτο συμπέρασμα είναι ότι κανένα μοντέλο δεν μπορεί να επιτύχει υψηλή γενίκευση σε δεδομένα άλλων σπιτιών από αυτό στο οποίο εκπαιδεύτηκε. Επομένως, αν στόχος μας είναι η όσο το δυνατόν υψηλότερη επίδοση και ακρίβεια κατά την αποσύνθεση ενέργειας, θα πρέπει αρχικά να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο στα δεδομένα κατανάλωσης του σπιτιού που θέλουμε να εγκατασταθεί το μοντέλο.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

4.2 HeartDIS benchmarking

Εφόσον εξετάσαμε με επιτυχία το proof of concept scenario στην προηγούμενη ενότητα θα περάσουμε σε αυτή την ενότητα στην παρουσίαση του HeartDIS framework. Οι πιο σημαντικές συνεισφορές του HeartDIS παρατίθενται παρακάτω:

Σ1: Προώθηση της εξατομικευμένης ML (Personalized ML): Το HeartDIS περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα πειραμάτων, τόσο σε αλγορίθμικό επίπεδο όσο και σε επίπεδο δεδομένων. Χρησιμοποιούμε μια βιβλιοθήκη NILM ανοικτού κώδικα, η οποία, με ορισμένες προσθήκες, χρησιμοποιείται τόσο για τη φόρτωση δεδομένων, την προεπεξεργασία δεδομένων όσο και για την εκπαίδευση μοντέλων. Τα πειράματά μας αποδεικνύουν ότι, ανεξάρτητα από τον όγκο των διαθέσιμων ανοικτών δεδομένων, οι καλύτερες λύσεις παρέχονται από την εκπαίδευση σε εξατομικευμένα δεδομένα, γεγονός που δείχνει την ανάγκη για εξατομικευμένα μοντέλα ML.

Σ2: Ικανότητα γενίκευσης. Τα πειράματά μας δείχνουν ότι τα μοντέλα NILM δεν γενικεύουν καλά. Από την άλλη πλευρά, η αξιοποίηση τεχνικών λεπτομερούς ρύθμισης (fine tuning framework) μπορούν να οδηγήσουν σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων. Επισημαίνουμε επίσης ότι ο συνδυασμός συνθετικών δεδομένων και τεχνικών λεπτομερούς ρύθμισης μειώνει την ανάγκη για εκτεταμένα επισημασμένα δεδομένα, βελτιώνοντας έτσι την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης προσέγγισής μας.

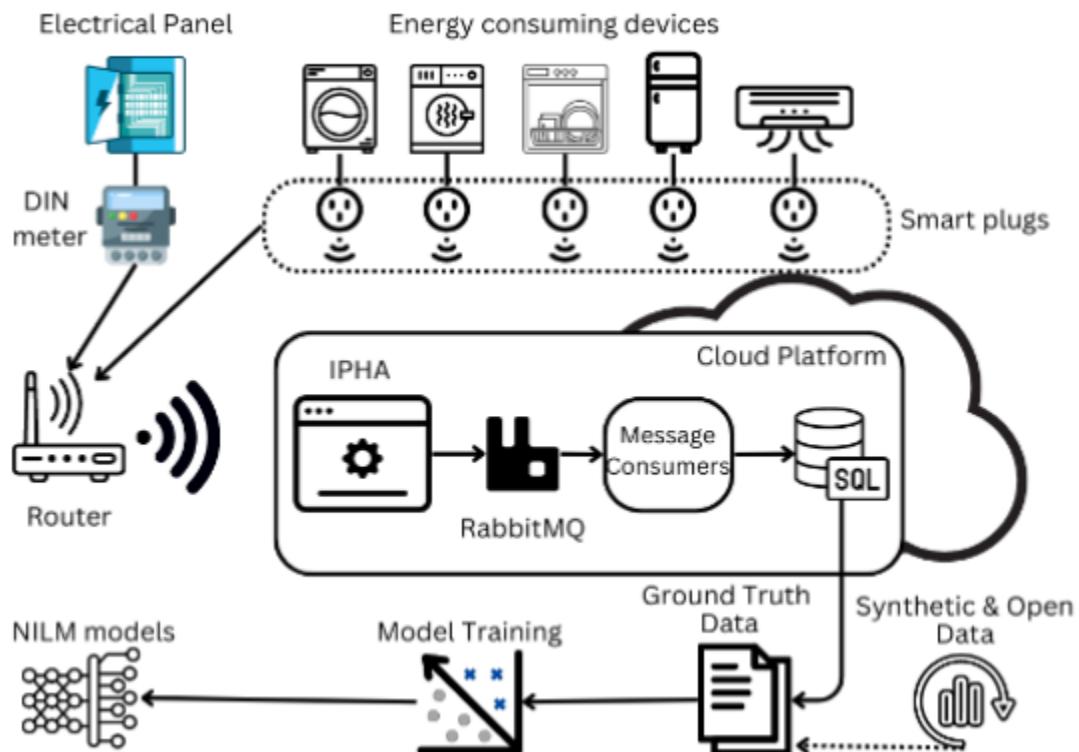
Σ3: Ρεαλιστική παραγωγή συνθετικών δεδομένων. Προτείνουμε μια ελαφρώς τροποποιημένη έκδοση του SynD, η οποία τυχαιοποιεί ακόμη περισσότερο την κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή και παράγει πιο ρεαλιστικά - χωρίς υπερπροσαρμογή - αποτελέσματα που ταιριάζουν καλύτερα στα πειραματικά μας σενάρια.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Σ4: Αναπαραγωγιμότητα. Περιλαμβάνει την ενεργειακή κατανάλωση δύο σπιτιών με τρεις συσκευές για περίοδο ενός μήνα και ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων δύο σπιτιών με διάφορες συσκευές που κατασκευάστηκε χρησιμοποιώντας ένα συνδυασμό των ιχνών κατανάλωσης πραγματικών συσκευών.

4.2.1 Μεθοδολογία

Πηγές Δεδομένων : Η υλοποίηση για τον διαχωρισμό της ενέργειας που παρουσιάζεται στο παρόν έγγραφο έχει αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για τους σκοπούς του έργου Heart. Στα πλαίσια του έργου περιλαμβάνονται η μεθοδολογική συλλογή δεδομένων (ground truth) από τις οικιακές συσκευές που καταναλώνουν ενέργεια και ενδιαφέρουν, καθώς και η συλλογή δεδομένων για τη συνολική κατανάλωση των οικιακών εγκαταστάσεων. Αυτό έχει επιτευχθεί με τη χρήση συσκευών IoT, έξυπνων βυσμάτων και μιας εξειδικευμένης πλατφόρμας cloud που έχει αναπτυχθεί στο πλαίσιο του Heart, που αποθηκεύονται τα δεδομένα που συλλέγονται. Η αρχιτεκτονική συλλογής δεδομένων παρουσιάζεται στην εικόνα 4.2.1.1.



Εικόνα 4.2.1.1: Η υλοποίηση συλλογής δεδομένων, η οποία έχει αναπτυχθεί στα πλαίσια του Heart project

Όπως παρουσιάζεται στο παραπάνω σχήμα και στην εικόνα 4.2.1.2, οι πηγές δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την παρούσα έρευνα μπορούν να χωριστούν στις ακόλουθες κατηγορίες:

Δεδομένα heart (Heart Data): Δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας χαμηλής συχνότητας για δύο ελληνικά σπίτια με τρεις συσκευές για κάθε ένα, για περίοδο ενός μήνα, κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού. Πιο συγκεκριμένα, το πρώτο σπίτι με την ονομασία **Heart 1** παρέχει τις τιμές της βασικής αλήθειας για 3 συσκευές: το πλυντήριο ρούχων (WM), το

ψυγείο (FR), το σίδερο (IR) και τις συνολικές μετρήσεις κατανάλωσης του σπιτιού. Το δεύτερο σπίτι με την ονομασία **Heart 2** παρέχει τις βασικές τιμές αλήθειας για τις συσκευές WM, DW και FR μαζί με τις συνολικές μετρήσεις κατανάλωσης του σπιτιού. Η περίοδος δειγματοληψίας που χρησιμοποιήθηκε και στα δύο σπίτια ήταν 1 δευτερόλεπτο, ωστόσο εφαρμόσαμε μια τεχνική υποδειγματοληψίας, η οποία μετατρέπει την περίοδο δειγματοληψίας σε 6 δευτερόλεπτα, ώστε να είναι σύμφωνη με τα άλλα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων.

Ανοιχτά δεδομένα (Open Data): Σήμερα υπάρχει μεγάλος αριθμός δημοσίως διαθέσιμων συνόλων δεδομένων για το NILM. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε το UK-DALE, το οποίο περιέχει μετρήσεις βασικής αλήθειας και συνολικής κατανάλωσης για πέντε σπίτια στο Ηνωμένο Βασίλειο για περισσότερα από τέσσερα χρόνια. Περιέχει μετρήσεις για τις πιο συνηθισμένες οικιακές ηλεκτρικές συσκευές και είναι ένα από τα σύνολα δεδομένων για τα συγκριτικά στοιχεία NILM. Το UK-DALE έχει δύο εκδόσεις, με μετρήσεις υψηλής και χαμηλής συχνότητας. Σε αυτή τη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα χαμηλής συχνότητας (περίοδος δειγματοληψίας 6 δευτερολέπτων), ώστε να ταιριάζουν με τη συχνότητα των δεδομένων heart.

Συνθετικά δεδομένα (Synthetic Data): Για να βελτιώσουμε την ανάλυση του προτεινόμενου δείκτη αναφοράς και να αξιολογήσουμε περαιτέρω τα μοντέλα μας, παρέχουμε μια διαφοροποιημένη έκδοση της υλοποίησης SynD [45] για την παραγωγή συνθετικών σπιτιών με περίοδο δειγματοληψίας 6 δευτερολέπτων. Το SynD εισάγει την έννοια της χρήσης συνθετικών συνόλων δεδομένων ως υποκατάστατο των δαπανηρών και μακροχρόνιων εκστρατειών μέτρησης στο NILM για κτίρια κατοικιών. Οι συγγραφείς παρουσιάζουν ένα συνθετικό σύνολο ενεργειακών δεδομένων που αποτελείται από συνθετικά δεδομένα ισχύος 180 ημερών τόσο για το σύνολο όσο και για μεμονωμένες συσκευές. Αυτό το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει τα ίχνη κατανάλωσης περισσότερων από 20 μεμονωμένων συσκευών, από σπίτια που βρίσκονται στην Αυστρία. Στην περίπτωσή μας, χρησιμοποιούμε αυτά τα δεδομένα για να δημιουργήσουμε ένα μείγμα πραγματικών και συνθετικών δεδομένων για να αξιολογήσουμε την απόδοση των

προτεινόμενων μοντέλων. Πιο συγκεκριμένα, δημιουργήσαμε ένα μείγμα αυστριακών και ελληνικών νοικοκυριών προσθέτοντας στην ήδη υπάρχουσα υλοποίηση του SynD ηλεκτρικά ίχνη τόσο από αυστριακά όσο και από ελληνικά σπίτια. Τροποποιήσαμε την αρχική εφαρμογή του SynD για να ταιριάζει καλύτερα στη μελέτη περίπτωσής μας. Προχωρήσαμε στις ακόλουθες αλλαγές όσον αφορά τον παράγοντα τυχαιότητας της δημιουργίας συνθετικών δεδομένων:

- **Τυχαιότητα κατανάλωσης:** Τροποποιήσαμε ελαφρώς τη συνάρτηση που παράγει το επίπεδο ισχύος κάθε συσκευής.
- **Τυχαιότητα συμβάντων:** Τροποποιήσαμε την τυχαιότητα όσον αφορά την εμφάνιση της χρήσης των συσκευών και τα χρονικά διαστήματα της ημέρας στα οποία συνέβησαν οι χρήσεις των συσκευών.

Το πρώτο συνθετικό σπίτι, δηλαδή το Heart 3, περιέχει τις συνολικές μετρήσεις κατανάλωσης του σπιτιού και τις τιμές της βασικής αλήθειας του DW και του WM. Όλες οι αναφερόμενες συσκευές έχουν ηλεκτρικά ίχνη ελληνικών συσκευών. Το δεύτερο συνθετικό σπίτι, Heart 4, περιέχει επίσης τις τιμές της βασικής αλήθειας των ίδιων συσκευών και τις μετρήσεις της συνολικής κατανάλωσης του σπιτιού. Τα ηλεκτρικά ίχνη προέρχονται και πάλι από μετρήσεις ελληνικών νοικοκυριών, αλλά διαφέρουν από τα ίχνη που χρησιμοποιήθηκαν για την παραγωγή του σπιτιού Heart 3. Και τα δύο σπίτια έχουν συνολικό όγκο 5 μηνών και περιέχουν αρκετές συσκευές που χρησιμοποιήθηκαν ως πρόσθετος θόρυβος, οι οποίες παράγονται από ίχνη αυστριακών συσκευών (σύνολο δεδομένων SynD).

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

Dataset	Households	Devices	Sampling Period	Type
Heart Data	Heart 1,2	WM, IR, FR, DW	6 seconds via under-sampling	Real Data
Open Data	UK-DALE 1,2,4,5	WM, DW, FR	6 seconds	Real Data
Synthetic Data	Heart 3,4	10-13 additional appliances for noise, DW, WM	6 seconds	Synthetic Data

Εικόνα 4.2.1.2: Πηγές δεδομένων.

Όλα τα πειράματα σχεδιάστηκαν και εκτελέστηκαν χρησιμοποιώντας το Torch-NILM, ένα πλαίσιο βαθιάς μάθησης ανοικτού κώδικα προσανατολισμένο για την έρευνα NILM. Το πλαίσιο διαθέτει έτοιμα προς εκτέλεση API μαζί με δημοφιλείς αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης NILM και μεθόδους προεπεξεργασίας δεδομένων. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκαν πέντε μοντέλα, DAE, NFED, S2P, SimpleGRU και WGRU. Αυτές οι αρχιτεκτονικές διαφέρουν μεταξύ τους σε πολλές πτυχές, όπως ο αριθμός των παραμέτρων και τα βασικά δομικά στοιχεία. Για παράδειγμα, το S2P αποτελείται κυρίως από συνελικτικά στρώματα, ενώ το WGRU βασίζεται σε επαναλαμβανόμενα στρώματα. Κάθε στρώμα περιέχει ένα σύνολο παραμέτρων που ονομάζονται βάρη.

Γενικά, τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν να επιλύουν μια εργασία μέσω παραδείγματος, πράγμα που σημαίνει ότι δεδομένης μιας εισόδου και της αντίστοιχης εξόδου, οι παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται ώστε να ταιριάζουν με την αναμενόμενη έξοδο. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται εκπαίδευση και περιλαμβάνει τη διέλευση των δεδομένων αρκετές φορές μέσω του δικτύου για να επιτευχθεί η μάθηση. Η ενημέρωση των βαρών γίνεται με μια μέθοδο βελτιστοποίησης που βασίζεται σε έναν αλγόριθμο που ονομάζεται κάθοδος κλίσης. Λόγω του μηχανισμού αυτών των αλγορίθμων, τα δεδομένα πρέπει να δίνονται στο δίκτυο σε μικρά τμήματα που ονομάζονται παρτίδες (batches). Κάθε φορά που όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης περνούν από το δίκτυο ολοκληρώνεται μια εποχή. Σε αυτή την έρευνα το μέγεθος της παρτίδας ορίστηκε σε 1024 και ο μέγιστος αριθμός των

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

εποχών ορίστηκε σε 50 για όλα τα πειράματα. Το πρόβλημα του διαχωρισμού είναι να εκτιμηθεί η κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας μιας μεμονωμένης συσκευής δεδομένης της συνολικής κατανάλωσης ενέργειας μιας εγκατάστασης. Ως εκ τούτου, τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ουσιαστικά χρονοσειρές της κατανάλωσης ενέργειας.

Στην παρούσα εργασία τα δεδομένα προεπεξεργάστηκαν με τη χρήση της προσέγγισης του ολισθαίνοντος παραθύρου, όπου η συνολική χρονοσειρά χωρίζεται σε μικρότερα τμήματα σταθερού μήκους (παράθυρο) και το δίκτυο προσπαθεί να εκτιμήσει την κατανάλωση ενέργειας της συσκευής στο τελευταίο σημείο του παραθύρου. Με αυτόν τον τρόπο το δίκτυο παρέχει μία εκτίμηση ανά παράθυρο, με αποτέλεσμα την ταχύτερη εκπαίδευση σε σχέση με άλλες μεθόδους όπου οι προβλέψεις του δικτύου αντιστοιχούν στο μέγεθος της εισόδου. Για όλα τα πειράματα το μέγεθος του παραθύρου ορίστηκε σε 100 σημεία.

Το Torch-NILM περιέχει επίσης τη μεθοδολογία συγκριτικής αξιολόγησης που πρότεινε ο Συμεωνίδης [60]. Το συγκριτική αξιολόγηση αποτελείται από τέσσερις κατηγορίες πειραμάτων που αποσκοπούν στη σταδιακή δοκιμή των αλγορίθμων NILM, από τις εύκολες στις δύσκολες εργασίες. Οι κατηγορίες αυτές περιγράφονται παρακάτω:

1. Εκμάθηση μονής κατοικίας:

- **NILM μονής κατοικίας:** Η NILM μίας κατοικίας αφορά την εκπαίδευση και την εξαγωγή συμπερασμάτων στο ίδιο σπίτι σε διαφορετικές χρονικές περιόδους. Ως εκ τούτου, τα μοντέλα αξιολογούνται στο ίδιο περιβάλλον στο οποίο πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση.
- **Εκμάθηση και γενίκευση μιας κατοικίας στο ίδιο σύνολο δεδομένων:** Σε αυτή την περίπτωση, η εκπαίδευση και η γενίκευση συμβαίνει σε διαφορετικά σπίτια του ίδιου dataset.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Ο στόχος αυτών των δοκιμών είναι να μετρηθεί πόσο καλά το μοντέλο μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους κατοικιών της ίδιας πηγής δεδομένων. Με λίγα λόγια, τα διαφορετικά σπίτια έχουν διαφορετικά ενεργειακά πρότυπα λόγω διαφόρων παραγόντων, συμπεριλαμβανομένων των συνηθειών των ενοίκων και της χρήσης άλλων ηλεκτρικών συσκευών. Αναμένεται ότι οι μετρήσεις από το ίδιο σύνολο δεδομένων θα είναι παρόμοιες. Στα επόμενα κεφάλαια, αυτές οι κατηγορίες πειραμάτων σημειώνονται ως: Single

2. Μάθηση πολλαπλών κατοικιών:

- **Γενίκευση στο ίδιο σύνολο δεδομένων:** Περιλαμβάνει πειράματα όπου τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούνται από μετρήσεις από διαφορετικά σπίτια και το testing εφαρμόζεται σε άγνωστα σπίτια από το ίδιο dataset.
- **Γενίκευση σε διαφορετικό σύνολο δεδομένων:** Τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ακριβώς παρόμοια με τα παραπάνω, η δοκιμή όμως εφαρμόζεται σε αθέατες κατοικίες από άλλα σύνολα δεδομένων.

Είναι προφανές ότι η διαφορά μεταξύ αυτών των δύο κατηγοριών εξαρτάται από το ποια σύνολα δεδομένων προέρχονται οι μετρήσεις εκπαίδευσης και δοκιμής. Σκοπός αυτών των πειραμάτων είναι να αξιολογηθεί η ικανότητα μάθησης των μοντέλων από διάφορες πηγές. Ειδικότερα για την κατηγορία 2(b), όπου τα παραδείγματα δοκιμής είναι εντελώς άγνωστα και προέρχονται από ένα εντελώς διαφορετικό σύνολο δεδομένων, η πρόκληση για το μοντέλο αυξάνεται. Αυτά τα πειράματα σημειώνονται ως **Multi category** στην υλοποίησή μας.

Εκτός από τις κατηγορίες συγκριτικής αξιολόγησης, διερευνήθηκε επίσης μια τεχνική λεπτής ρύθμισης (fine-tuning framework). Αυτή η τεχνική είναι επίσης γνωστή ως μάθηση μεταφοράς (transfer learning), όπου ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο για ένα πρόβλημα

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

χρησιμοποιείται ως σαν ένα μέσο για να εξάγουμε χαρακτηριστικά για την επίλυση ενός άλλου προβλήματος. Για να χρησιμοποιηθεί το μοντέλο σε διαφορετικό τομέα, οι παράμετροι του προσαρμόζονται με επανεκπαίδευση με τα δεδομένα του νέου στόχου. Συνήθως τροποποιούνται μόνο τα τελευταία στρώματα του μοντέλου, αλλά στην παρούσα εργασία επανεκπαίδευτηκε ολόκληρο το δίκτυο, καθώς διαπιστώθηκε ότι παρήγαγε καλύτερα αποτελέσματα. Η εκμάθηση μεταφοράς είναι μια δημοφιλής τεχνική σε περιπτώσεις περιορισμένων δεδομένων και έχει εφαρμοστεί στο ερευνητικό πεδίο του NILM με κάποια επιτυχία.

Για τα πειράματα εξετάστηκαν τόσο συνθετικές όσο και πραγματικές μετρήσεις. Οι οικιακές συσκευές που επιλέχθηκαν για τα πειράματα είναι οι ακόλουθες τρεις: (i) DW, (ii) FR και (iii) WM. Η επιλογή αυτών των συσκευών δεν ήταν τυχαία, καθώς πρόκειται για κάποιες κοινές συσκευές που ήταν διαθέσιμες σε όλα τα προτεινόμενα σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, προκειμένου να διερευνηθεί κατά πόσο ο όγκος των δεδομένων επηρεάζει την απόδοση των μοντέλων, τα πειράματα εκτελέστηκαν σε δύο ακόμη εκδοχές:

1. **Μικρός όγκος:** Η αναλογία μεταξύ των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για testing είναι 3:1.
2. **Μεγάλος όγκος:** Η αναλογία μεταξύ των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για testing είναι 4:1.

Στην επόμενη ενότητα, παρουσιάζεται λεπτομερώς όλο το φάσμα των πειραμάτων, μαζί με τα αντίστοιχα ευρήματα.

4.2.2 Αποτελέσματα

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Τα πειράματα που διεξήχθησαν σε αυτή τη μελέτη έχουν ως στόχο να δώσουν έμφαση σε ξεχωριστές πτυχές των εργασιών ενεργειακού διαχωρισμού και των βέλτιστων μεθοδολογιών.

Αναλυτική περιγραφή των πειραμάτων: Κάθε πείραμα χρησιμοποιεί τις αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης DAE, NFED, S2P, SimpleGRU και WGRU. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ο στόχος των πειραμάτων είναι να δοθεί έμφαση σε διαφορετικές πτυχές, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν περαιτέρω για την ταξινόμηση του τύπου των πειραμάτων στις τρεις ακόλουθες κατηγορίες:

1. **Εξατομικευμένα μοντέλα [PM]:** Σε αυτή την πρώτη κατηγορία πειραμάτων, εστιάζουμε στην ενίσχυση της έννοιας των εξατομικευμένων ML. Για να το πετύχουμε αυτό, πειραματίζόμαστε με σπίτια από το ίδιο σύνολο δεδομένων τόσο κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης όσο και κατά τη διαδικασία δοκιμής. Αυτή η κατηγορία περιλαμβάνει πειράματα με σπίτια, τα οποία προέρχονται και από τα τρία σύνολα δεδομένων:
 - **ΠΜ-1:** Αρχικά, εφαρμόζουμε το πλαίσιο μοντελοποίησης αναφοράς μας σε σπίτια που περιλαμβάνονται στο σύνολο δεδομένων ανοιχτά δεδομένα (open data)
 - **ΠΜ-2:** Στη συνέχεια, προχωράμε στον πειραματισμό χρησιμοποιώντας τα σπίτια των δεδομένων Heart ως πηγή δεδομένων.
 - **ΠΜ-3:** Τέλος, πειραματίζόμαστε με το μείγμα νοικοκυριών των συνθετικών δεδομένων.
2. **Δυνατότητα γενίκευσης [GC]:** Προχωρώντας στη δεύτερη ομάδα πειραμάτων, στοχεύουμε στην αξιολόγηση των δυνατοτήτων γενίκευσης της συγκριτικής αξιολόγησης των μοντέλων μας. Προς αυτή την κατεύθυνση, χρησιμοποιούμε

διαφορετικά σύνολα δεδομένων για τις διαδικασίες εκπαίδευσης και εξαγωγής συμπερασμάτων. Χωρίσαμε αυτή το πείραμα σε δύο κύρια επιμέρους πειράματα:

- **Εκπαίδευση σε ένα:** Αξιολογούμε τις καθαρές δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων μας. Πραγματοποιούμε δύο ξεχωριστά επιμέρους πειράματα για αυτή την κατηγορία.
- **Open & Heart:** Σε αυτή την περίπτωση, χρησιμοποιούμε τα σπίτια UK-DALE από το σύνολο δεδομένων Open για εκπαίδευση και τα σπίτια Heart 1,2 για δοκιμή.
- **Synthetic & Heart:** Στη δεύτερη περίπτωση, εκπαιδεύουμε τα μοντέλα μας στο Heart 3,4 του συνθετικού συνόλου δεδομένων και χρησιμοποιούμε τα δεδομένα Heart για testing.
- **Εκπαίδευση σε πολλά:** Η δεύτερη κύρια υποκατηγορία περιλαμβάνει μια προσπάθεια περαιτέρω ενίσχυσης των δυνατότήτων γενίκευσης της συγκριτικής αξιολόγησης των μοντέλων μας, παρέχοντας έναν μικρό όγκο δεδομένων από το ίδιο σύνολο δεδομένων τόσο στην εκπαίδευση όσο και στη διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων. Και πάλι, αυτό το σενάριο χωρίζεται περαιτέρω σε δύο επιμέρους πειράματα.
- **Open-Heart & Heart:** Χρησιμοποιούμε σπίτια από το σύνολο δεδομένων Open και το σύνολο δεδομένων Heart για την εκπαίδευση και το testing σε σπίτια μόνο από το σύνολο δεδομένων Heart.
- **Synthetic-Heart & Heart:** Σε αυτή τη δεύτερη περίπτωση, χρησιμοποιούμε σπίτια από το σύνολο δεδομένων Synthetic και το

σύνολο δεδομένων Heart για την εκπαίδευση και μόνο σπίτια από τα δεδομένα Heart για testing.

3. **Fine tuning solution [FT]:** Η τρίτη κύρια κατηγορία περιλαμβάνει ένα πλαίσιο λεπτής ρύθμισης (fine tuning framework) για την ενίσχυση των δυνατοτήτων γενίκευσης των μοντέλων μας. Ο πειραματισμός του fine-tuning framework χωρίζεται περαιτέρω σε δύο υποκατηγορίες.

- **FT-1:** Στην πρώτη, εκπαιδεύουμε τα μοντέλα μας στα σπίτια UK-DALE από το σύνολο δεδομένων Open, εφαρμόζουμε το fine-tuning framework χρησιμοποιώντας τα Heart 1,2 από το σύνολο δεδομένων Heart και κάνουμε testing στα τελευταία, ενώ στη δεύτερη,
- **FT-2:** Εκπαιδεύουμε τα μοντέλα μας στα συνθετικά δεδομένα (Heart 3,4), εφαρμόζουμε το fine-tuning framework στα Heart 1,2 και κάνουμε testing στα ίδια.

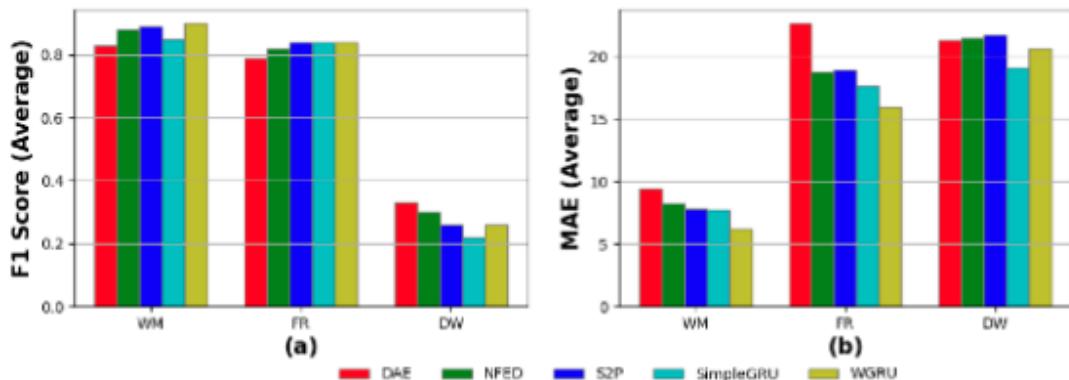
Να διευκρινίσουμε ότι οι επόμενες ενότητες δεν περιλαμβάνουν λεπτομερή περιγραφή όλων των πειραμάτων που αναφέρθηκαν παραπάνω, αν και όλα έχουν διεξαχθεί με επιτυχία. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήσαμε τόσο την έκδοση μικρού όσο και την έκδοση μεγάλου όγκου για όλα τα πειράματα, αλλά στα πειράματα που περιγράφονται αναφέρονται μόνο τα πειράματα με τις καλύτερες επιδόσεις. Τα αποτελέσματα των υπόλοιπων πειραμάτων περιλαμβάνονται στο παράρτημα.

Εξατομικευμένα μοντέλα (Personalized models) [PM]: Σε αυτό το πρώτο σενάριο, χρησιμοποιούμε τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU και WGRU χρησιμοποιώντας τις συσκευές WM, DW και FR για να παρουσιάσουμε τις δυνατότητες εξατομίκευσης της συγκριτικής αξιολόγησης των μοντέλων μας, επιλέγοντας τα ίδια σύνολα δεδομένων τόσο για εκπαίδευση όσο και για το testing. Διαχωρίζουμε αυτό το σενάριο σε τρία επιμέρους

σενάρια, δηλαδή PM-1, PM-2 και PM-3, όπως αναφέρεται και παραπάνω στην αναλυτική περιγραφή των πειραμάτων. Τα πειράματα PM-1 και PM-2 είναι single και μικρού όγκου πειράματα, ενώ το PM-3 είναι multi και μεγάλου όγκου πείραμα.

PM-1: Σε αυτό το πείραμα εκπαιδεύσαμε και δοκιμάσαμε τα μοντέλα μας χρησιμοποιώντας δεδομένα από το σύνολο δεδομένων UK-DALE. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήσαμε 3 μήνες για εκπαίδευση και 1 μήνα για testing στο σπίτι "UK-DALE 1". Οι εξεταζόμενες συσκευές είναι το WM, το FR και το DW.

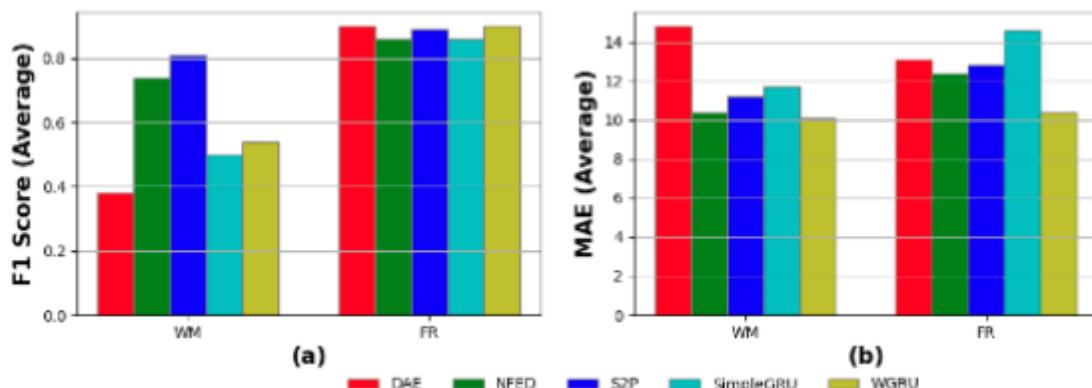
Από την εικόνα 4.2.2.1 φαίνεται ότι το benchmarking framework επιτυγχάνει τα καλύτερα αποτελέσματα ανίχνευσης συμβάντων στις συσκευές WM και FR, ενώ στην περίπτωση της συσκευής DW επιτυγχάνει σχετικά χαμηλά αποτελέσματα F1 κάτω από 40%. Όσον αφορά το MAE, όλα τα μοντέλα φαίνεται να επιτυγχάνουν καλά αποτελέσματα, κάτω από την τιμή 10, στο WM, ενώ στο FR και στο DW το MAE αυξάνεται στο εύρος [15,25]. Συνολικά, τα μοντέλα επιτυγχάνουν αξιοπρεπή αποτελέσματα τόσο στην ανίχνευση συμβάντων όσο και στην πρόβλεψη ενέργειας, στο WM και το μοντέλο WGRU επιδεικνύει τα καλύτερα αποτελέσματα στο τρέχον πείραμα.



Εικόνα 4.2.2.1: Αποτελέσματα PM-1 για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM, το FR και το DW που χρησιμοποιούν το σπίτι UK-DALE 1 τόσο για εκπαίδευση όσο και για testing: (α)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE

PM-2: Αφού αξιολογήσαμε τις δυνατότητες εξατομίκευσης των μοντέλων μας στα ανοικτά δεδομένα στο πείραμα PM-1, προχωράμε στο πείραμα PM-2 που περιλαμβάνει τα δεδομένα Heart. Εδώ, οι εξεταζόμενες συσκευές είναι το WM και το FR. Χρησιμοποιήσαμε 3 εβδομάδες του σπιτιού Heart 1 για την εκπαίδευση και 1 εβδομάδα του Heart 1 για το testing.

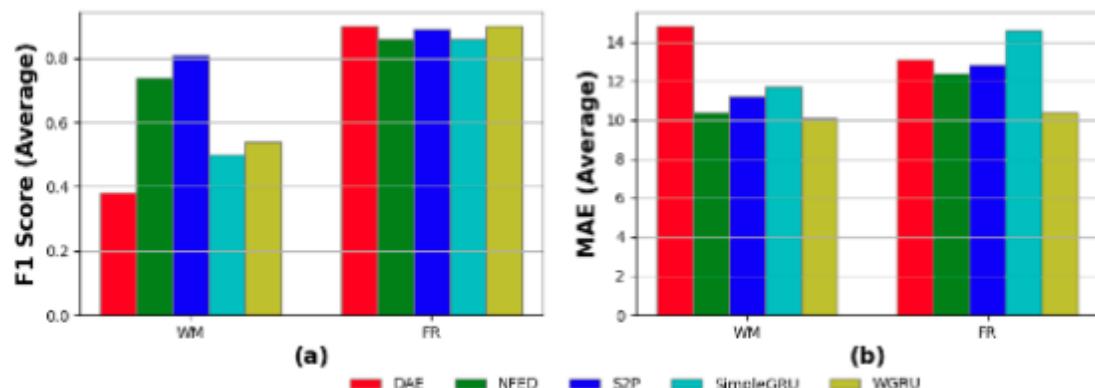
Όπως φαίνεται στην Εικόνα 4.2.2.2, τα μοντέλα μας επιτυγχάνουν καλύτερη ανίχνευση συμβάντων στη συσκευή FR, με F1-score πάνω από 80%, ενώ στο WM, μόνο τα μοντέλα NFED και S2P επιτυγχάνουν F1-score πάνω από 70%. Όσον αφορά το MAE, όλα τα μοντέλα και στις δύο συσκευές επιτυγχάνουν εξαιρετικά αποτελέσματα στο εύρος [10, 15]. Συμπερασματικά, το πιο αξιόπιστο μοντέλο μεταξύ των 2 συσκευών όσον αφορά την ανίχνευση συμβάντων και την πρόβλεψη ενέργειας ήταν το μοντέλο S2P με το NFED να ακολουθεί από κοντά.



Εικόνα 4.2.2.2: Αποτελέσματα PM-2 για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το FR χρησιμοποιώντας το σπίτι Heart 1 για εκπαίδευση και testing: (α)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE

PM-3: Ολοκληρώνουμε την κατηγορία εξατομικευμένων μοντέλων των πειραμάτων με τα συνθετικά δεδομένα. Εδώ, οι συσκευές που εμπλέκονται είναι το DW και το WM. Χρησιμοποιούμε 2 μήνες "Heart 3" και 2 μήνες "Heart 4" για εκπαίδευση και 1 μήνα "Heart 3" και 1 μήνα "Heart 4" για testing. Τα μοντέλα S2P και WGRU φαίνεται να έχουν τις καλύτερες επιδόσεις, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 4.2.2.3, τόσο όσο αφορά την ανίχνευση συμβάντων όσο και την πρόβλεψη ενέργειας. Και τα δύο επιτυγχάνουν MAE error μικρότερο από 5 και πάνω από 80% ανίχνευση συμβάντων στο WM.

Γενικά, όλα τα μοντέλα, εκτός από το DAE, επιτυγχάνουν καλά αποτελέσματα τόσο από την άποψη του F1-score όσο και από την άποψη του MAE error. Συγκρίνοντας το τρέχον πείραμα με τα σενάρια PM-1 και PM-2, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι η ευκολότερα προβλέψιμη φύση των συνθετικών δεδομένων σε σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα βοηθά τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν να ερμηνεύουν τις τάσεις στα δεδομένα και να ενισχύουν τη συνολική του απόδοση.



Εικόνα 4.2.2.3: Αποτελέσματα PM-3 για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας τα σπίτια "Heart 3" και "Heart 4" για

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

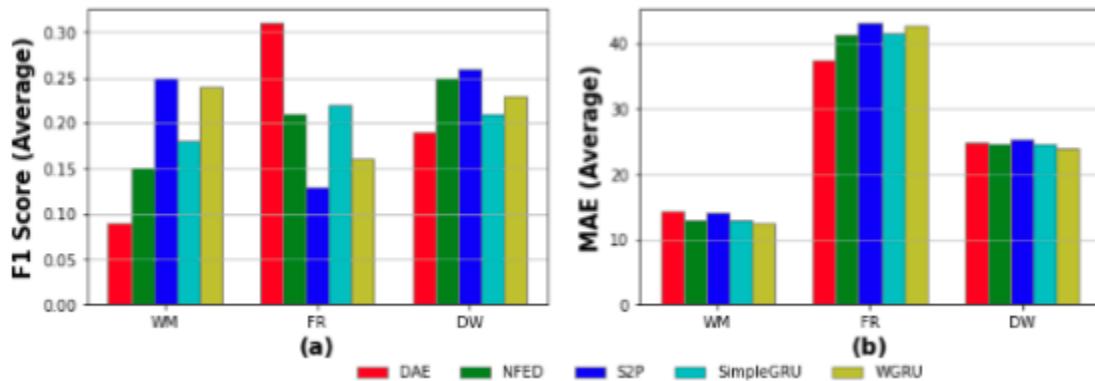
εκπαίδευση και το Heart 4 για εξαγωγή συμπερασμάτων: (α)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE.

Δυνατότητα γενίκευσης (Generalization Capabilities) [GC]: Μετά την αξιολόγηση της έννοιας της εξατομικευμένης μηχανικής μάθησης του benchmarking framework, προχωράμε στην επιθεώρηση των δυνατοτήτων γενίκευσης των μοντέλων μας. Παρόλο που η έννοια της εξατομικευσης είναι σταθερή στο πεδίο του NILM και οι δυνατότητες γενίκευσης των προτεινόμενων αρχιτεκτονικών αντιμετωπίζουν αρκετές δυσκολίες, προτείνουμε έναν τρόπο βελτίωσης των δυνατοτήτων γενίκευσης των μοντέλων μας. Σε αυτή την ενότητα, εξετάζουμε πρώτα τις καθαρές δυνατότητες γενίκευσης των προτεινόμενων αρχιτεκτονικών βαθιάς μάθησης εκπαιδεύοντας τα μοντέλα μας σε ένα σύνολο δεδομένων και αξιολογώντας τα σε ένα άλλο. Δεύτερον, προσθέτουμε ένα μικρό κομμάτι του συνόλου δεδομένων του testing στον όγκο δεδομένων εκπαίδευσης για να ενισχύσουμε την εκπαίδευση των μοντέλων.

Εκπαίδευση σε ένα - Open & Heart: Σε αυτό το πείραμα, τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα μόνο από το σύνολο δεδομένων UK-DALE και δοκιμάστηκαν σε δεδομένα του Heart dataset. Θεωρήσαμε 3 μήνες για την εκπαίδευση στο "UK-DALE 1" και 1 μήνα για το testing στο "Heart 2". Οι συσκευές ενδιαφέροντος είναι το WM, το FR και το DW. Ο στόχος αυτής της προσομοίωσης είναι να πιστοποιηθεί η δυνατότητα γενίκευσης των μοντέλων και το κατά πόσο αυτό το σενάριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για σενάρια του πραγματικού κόσμου, όπου τα μοντέλα δοκιμάζονται σε δεδομένα που δεν έχουν δει κατά την εκπαίδευση.

Στο Σχήμα 5 παρατηρούμε ότι όλα τα μοντέλα δυσκολεύονται στην ανίχνευση συμβάντων και στις τρεις συσκευές, επιτυγχάνοντας χαμηλές βαθμολογίες F1 κάτω του 27%. Όσον αφορά το MAE, τα αποτελέσματα είναι αξιοπρεπή μόνο στη συσκευή WM, ενώ στις συσκευές FR και DW, οι προβλεπόμενες τιμές ενέργειας αποκλίνουν σημαντικά από τις πραγματικές με αποτέλεσμα υψηλές βαθμολογίες MAE.

Ως γενικό συμπέρασμα, μπορούμε να πούμε ότι το τρέχον πείραμα αποκαλύπτει τις δυσκολίες γενίκευσης του των μοντέλων μας.

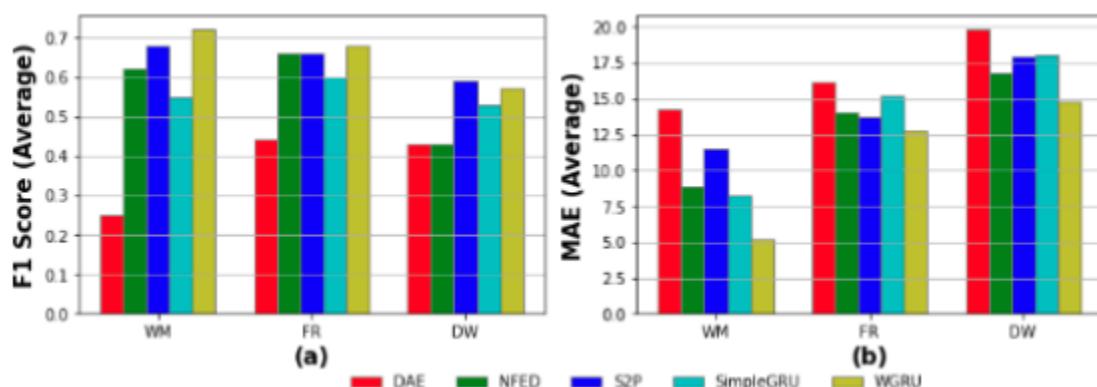


Εικόνα 4.2.2.4: Αποτελέσματα Train on one - Open & Heart για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM, το FR και το DW χρησιμοποιώντας το σπίτι "UK-DALE 1" για εκπαίδευση και το σπίτι "Heart 2" για testing: (a)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE

Train on one - Synthetic & Heart: Σε αυτό το πείραμα τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν χρησιμοποιώντας δεδομένα μόνο από το σύνολο δεδομένων Synthetic και δοκιμάστηκαν στα δεδομένα Heart. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήσαμε 4 μήνες για την εκπαίδευση στο σπίτι "Heart 4" και 1 μήνα για το testing στο σπίτι "Heart 2".

Όπως απεικονίζεται στην εικόνα 4.2.2.5, το μοντέλο WGRU πέτυχε την καλύτερη ανίχνευση συμβάντων με ποσοστό άνω του 70% στη συσκευή WM, με το S2P να ακολουθεί ως δεύτερο καλύτερο με F1-score άνω του 60%. Επίσης, όσον αφορά το MAE στη συσκευή WM, τα μοντέλα NFED, S2P και WGRU επιτυγχάνουν MAE score κάτω από 15. Στη συσκευή DW, όλα τα μοντέλα επιτυγχάνουν αξιοπρεπή αποτελέσματα τόσο όσον αφορά την ανίχνευση συμβάντων όσο και την πρόβλεψη ενέργειας.

Ως γενικό συμπέρασμα, δηλώνουμε ότι οι δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων μας αυξήθηκαν σημαντικά σε σύγκριση με το προηγούμενο πείραμα Open & Heart. Αυτό δικαιολογείται επειδή τα συνθετικά δεδομένα στα οποία εκπαιδεύτηκαν τα μοντέλα μας, χρησιμοποιούν ίχνη από τα δεδομένα του Heart συνόλου δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε για την εξαγωγή συμπερασμάτων.

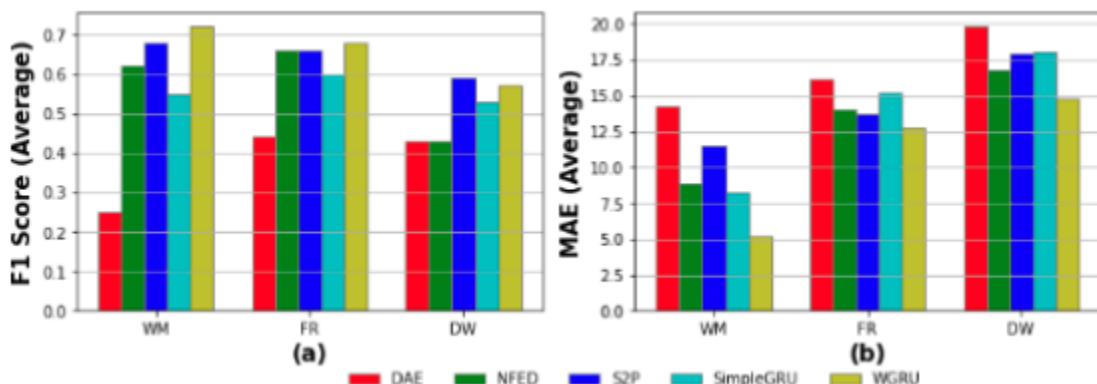


Εικόνα 4.2.2.5: Αποτελέσματα Train on one - Synthetic & Heart, για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας το σπίτι "Heart 4" για εκπαίδευση και το σπίτι "Heart 2" για testing: (a)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE

Εκπαίδευση σε πολλά - Open Heart & Heart: Αυτό το σενάριο χρησιμοποιεί δεδομένα εκπαίδευσης από τα "UK-DALE 1" και "Heart 1&2" σπίτια, ενώ το testing γίνεται στο "Heart 2". Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε τρεις μήνες από το "UK-DALE 1", 15 ημέρες από το "Heart 1" και 15 ημέρες από το "Heart 2" για την εκπαίδευση και 15 ημέρες από το "Heart 2" για το testing. Η ιδέα είναι ότι με δεδομένη μόνο μια μικρή ποσότητα δεδομένων από το σπίτι που θα χρησιμοποιηθεί για testing, ένα μέρος αυτών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για εκπαίδευση σε συνδυασμό με δημόσια διαθέσιμα δεδομένα. Με αυτόν τον τρόπο τα μοντέλα μας θα λάβουν χρήσιμες πληροφορίες από το σπίτι που θα χρησιμοποιηθεί για testing χωρίς τον κίνδυνο υπερβολικής προσαρμογής (overfitting).

Όπως φαίνεται στην εικόνα 4.2.2.6, το μοντέλο WGRU επιτυγχάνει το καλύτερο F1-score για το WM και το FR και το χαμηλότερο MAE score για όλες τις συσκευές. Το μοντέλο S2P πέτυχε σχεδόν 60% στην ανίχνευση συμβάντων του DW, που είναι η υψηλότερη βαθμολογία. Όσον αφορά τη μετρική MAE, τα μοντέλα έχουν καλύτερες επιδόσεις σε σύγκριση με τη μελέτη περίπτωσης train on one - Open & Heart για το WM και σχεδόν ίδιες επιδόσεις για το DW.

Συνολικά, η αύξηση της απόδοσης για όλα τα μοντέλα και τις συσκευές είναι αξιοσημείωτη σε σύγκριση με τη μελέτη περίπτωσης train on one - Open & Heart. Το γεγονός αυτό αποδεικνύει ότι η προσθήκη ενός μικρού μέρους των δεδομένων που χρησιμοποιούμε στο testing στον όγκο δεδομένων εκπαίδευσης, βελτιώνει σημαντικά την απόδοση των μοντέλων.



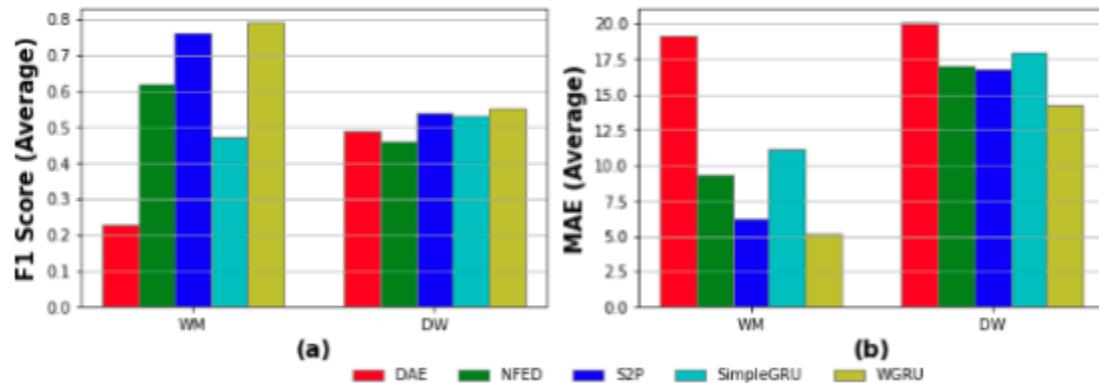
Εικόνα 4.2.2.6: Αποτελέσματα Train on many - Open-Heart & Heart για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM, το FR και το DW χρησιμοποιώντας τα σπίτια UK-DALE 1 και Heart 1 και 2 για εκπαίδευση και το σπίτι Heart 2 για testing (α)-(β)
 Αποτελέσματα F1-score και MAE

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Train on many - Synthetic-Heart & Heart: Το συγκεκριμένο πείραμα διερευνά μια παρόμοια περίπτωση χρήσης πειράματος πολλαπλών κατηγοριών με το προηγούμενο πείραμα Train on many - Open-Heart & Heart, με τη διαφορά ότι αντί για το Open σύνολο δεδομένων χρησιμοποιούνται τα Synthetic δεδομένα. Χρησιμοποιούμε 2 μήνες "Heart 4", 15 ημέρες "Heart 1", 15 ημέρες "Heart 2" για εκπαίδευση και 15 ημέρες "Heart 2" για testing. Αυτό το σενάριο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πραγματικές καταστάσεις όπου δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν δεδομένα από δημόσια διαθέσιμες πηγές. Δεδομένου ότι τα συνθετικά δεδομένα περιέχουν ίχνη από ελληνικά σπίτια μόνο για τις συσκευές που μας ενδιαφέρουν, αναμένεται αύξηση της απόδοσης.

Όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 4.2.2.7, και σε σύγκριση με το προηγούμενο πείραμα, δηλαδή το train on many - Open-Heart & Heart, για τη συσκευή WM, τα μοντέλα WGRU και S2P με τις καλύτερες επιδόσεις παρουσιάζουν αύξηση κατά περίπου 10% στο F1-score, με το WGRU να σημειώνει ένα score της τάξης του 80%. Όσον αφορά την ανίχνευση συμβάντων της συσκευής DW, η απόδοση των μοντέλων είναι παρόμοια, αλλά λίγο χαμηλότερη από την περίπτωση train on many - Open-Heart & Heart. Όσον αφορά το MAE, το WGRU είναι αυτό που πετυχαίνει τα καλύτερα αποτελέσματα και για τις δύο συσκευές, με απόδοση ίδια με το προηγούμενο πείραμα. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι το μοντέλο S2P παρουσίασε τη μεγαλύτερη βελτίωση, μειώνοντας το σφάλμα και για τις δύο συσκευές.

Ως γενικό συμπέρασμα για το τρέχον πείραμα, παρατηρούμε ότι αυτό το σενάριο ξεπερνά όλα τα προηγούμενα σενάρια σχετικά με την εξέταση της δυνατότητας γενίκευσης των μοντέλων μας [GC]. Αυτό συμβαίνει επειδή το σύνολο εκπαίδευσης έχει επεκταθεί με ένα μικρό κομμάτι δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για το testing και περιέχει επίσης ίχνη παρόμοια με αυτά των συσκευών που μας ενδιαφέρουν.

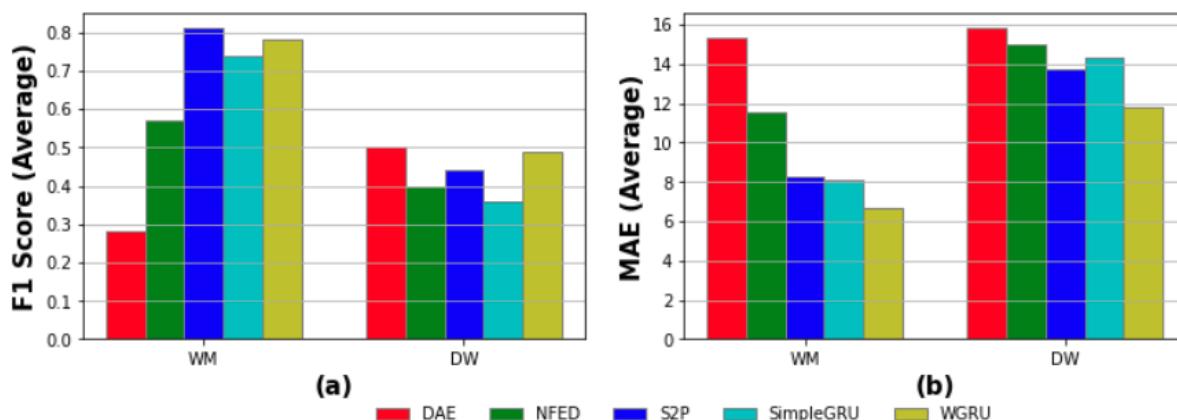


Εικόνα 4.2.2.7: Αποτελέσματα Train on many - Synthetic-Heart & Heart για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, Simple-GRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας τα σπίτια Heart 1, 2 και 5 για εκπαίδευση και το σπίτι Heart 2 για δοκιμή:(a)-(b) Αποτελέσματα F1-score και MAE.

5.4 Fine-Tuning Solution: Η λογική πίσω από αυτό το πείραμα είναι αρκετά παρόμοια με τα πειράματα της δυνατότητας γενίκευσης των μοντέλων [GC]. Για να βελτιωθεί η απόδοση των μοντέλων, κατά την εκπαίδευση χρησιμοποιείται συνδυασμός δεδομένων από διάφορα σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, ενσωματώνεται ένας μικρός αριθμός δεδομένων από τα σπίτια που θα χρησιμοποιηθούν για testing για να βοηθηθούν τα μοντέλα μαθαίνοντας χρήσιμα μοτίβα ειδικά από το σπίτια για testing. Τα σύνολα δεδομένων συνδυάζονται με μια τεχνική που ονομάζεται λεπτομερής ρύθμιση (fine tuning) ή μάθηση μεταφοράς (transfer learning). Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί ένα προ-εκπαίδευμένο μοντέλο από έναν τομέα, το οποίο έχει προσαρμοστεί σε έναν διαφορετικό τομέα. Το fine-tuning περιλαμβάνει την επανεκπαίδευση του μοντέλου στα νέα δεδομένα του τομέα. Στην τρέχουσα έρευνα, τα μοντέλα εκπαιδεύονται σε ένα σύνολο δεδομένων NILM και προσαρμόζονται στο σπίτι στο οποίο θα χρειαστεί να γίνει το testing. Η διαίσθηση πίσω από αυτή τη μέθοδο, είναι ότι το μοντέλο έχει ήδη μάθει το πρόβλημα

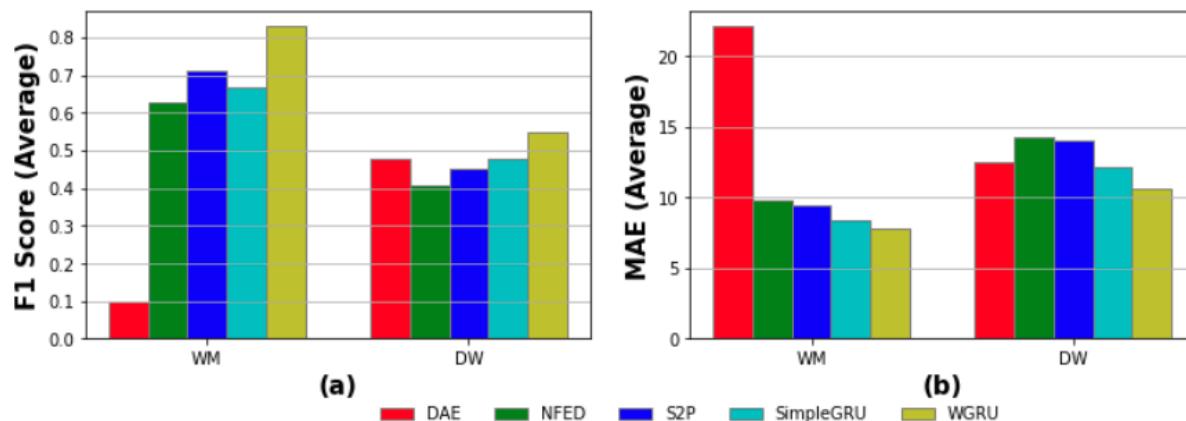
του NILM και τα βασικά χαρακτηριστικά της συσκευής και στη συνέχεια εξειδικεύεται με δεδομένα από διαφορετικά σπίτια.

Open-Heart & Heart: Σε αυτό το σενάριο τα μοντέλα εκπαιδεύονται στο "UK-DALE 1" για τέσσερις μήνες. Στη συνέχεια, 3 εβδομάδες από τις μετρήσεις του Heart 2 χρησιμοποιούνται για fine-tuning και 1 εβδομάδα για testing. Τα αποτελέσματα στην Εικόνα 4.2.2.8 δείχνουν ότι για το WM, το S2P επιτυγχάνει σχεδόν 81% F1-score, καλύτερο από το μοντέλο με την καλύτερη επίδοση του προηγούμενου σετ πειραμάτων [GC]. Για το DW, τα μοντέλα έχουν χειρότερες επιδόσεις από το μοντέλο με την καλύτερη επίδοση του προηγούμενου σετ πειραμάτων [GC], με το DAE με την καλύτερη επίδοση να επιτυγχάνει 50% στη μετρική F1. Τα σφάλματα MAE είναι παρόμοια με τα πειράματα Train on many - Synthetic-Heart & Heart.



Εικόνα 4.2.2.8. Αποτελέσματα Open-Heart & Heart για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας το UK-DALE 1 για εκπαίδευση, το Heart 2 για fine-tuning και testing: (a)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE

Synthetic-Heart & Heart: Σε αυτό το πείραμα χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από τα συνθετικά σπίτια για την εκπαίδευση αντί του UK-DALE. Αναλυτικότερα, τα μοντέλα εκπαιδεύονται στο "Heart 4" για τέσσερις μήνες. Στη συνέχεια, 3 εβδομάδες μετρήσεων του "Heart 2" χρησιμοποιούνται για fine-tuning και 1 εβδομάδα για testing. Όπως φαίνεται στην εικόνα 4.2.2.9, τα αποτελέσματα για το "Heart 2" είναι καλύτερα από το προηγούμενο fine-tuning Open-Heart & Heart πείραμα και για τις δύο συσκευές με καλύτερα αποτελέσματα F1-score για τα μοντέλα που πέτυχαν τις καλύτερες επιδόσεις και χαμηλότερα σφάλματα MAE. Αυτό συμβαίνει λόγω του γεγονότος ότι για την εκπαίδευση και το fine-tuning χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το ίδιο σύνολο δεδομένων (Heart). Ως εκ τούτου, τα μοντέλα μαθαίνουν παρόμοια χαρακτηριστικά λόγω των παρόμοιων ηλεκτρικών ιχνών των δεδομένων που χρησιμοποιούνται τόσο για την εκπαίδευση όσο και για το testing.



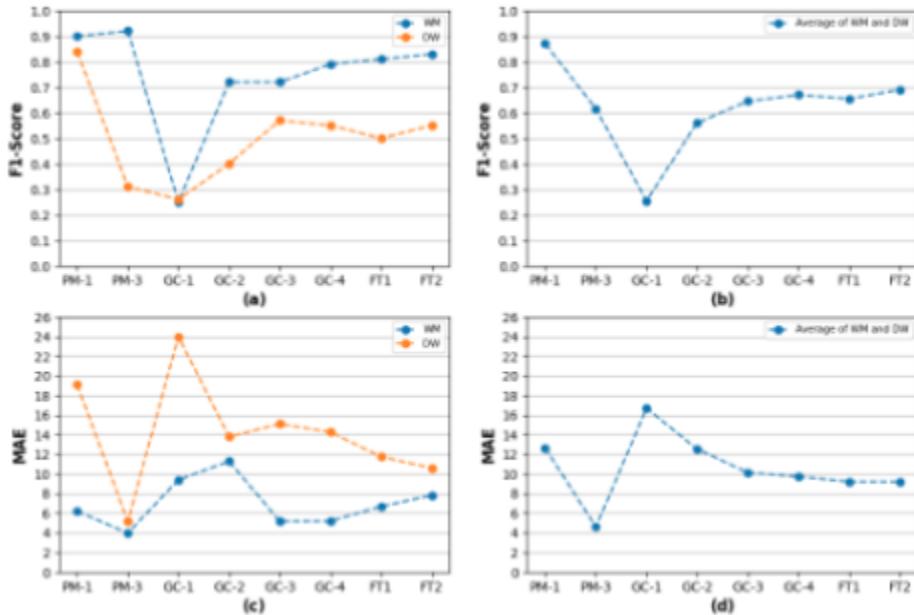
Εικόνα 4.2.2.9: Αποτελέσματα Synthetic-Heart & Heart για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας το "Heart 4" για εκπαίδευση και το "Heart 2" για fine-tuning και testing: (α)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

4.2.3 Συμπεράσματα

Για να διευκολύνουμε μια πιο άμεση σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών σεναρίων πειραματισμού, δημιουργήσαμε το Σχήμα 11. Εκεί, παρουσιάζουμε τις επιδόσεις των μοντέλων με τις καλύτερες επιδόσεις σε κάθε πείραμα όσο αναφορά το F1-Score και το MAE error για το WM και DW. Επιλέξαμε τις τρέχουσες συσκευές επειδή συνυπάρχουν σε όλα τα σενάρια πειραματισμού εκτός από το πείραμα PM-2, το οποίο δεν υπάρχει στο παρόν σχήμα για αυτόν ακριβώς το λόγο. Η συσκευή FR δεν επιλέχθηκε επίσης, καθώς δεν συμμετέχει σε πολλά πειράματα.

Τα δύο κύρια συμπεράσματα από την εικόνα 4.2.3.1 είναι πρώτον, ο ισχυρός εξατομικευμένος χαρακτήρας των μοντέλων με τις καλύτερες επιδόσεις [Σ1] και δεύτερον, η ενίσχυση των δυνατοτήτων γενίκευσής τους μέσω του fine-tuning framework [Σ2]. Το πρώτο σημείο μπορεί να δικαιολογηθεί από το γεγονός ότι το πείραμα PM-1 καταγράφει την υψηλότερη βαθμολογία F1-Score μεταξύ όλων των πειραμάτων και ένα σημαντικά χαμηλότερο σφάλμα MAE. Όσον αφορά το δεύτερο σημείο, εξηγείται από το γεγονός ότι το πείραμα FT2 επιτυγχάνει το χαμηλότερο MAE error και το υψηλότερο F1-score μεταξύ των πειραμάτων [FT] και [GC].



Εικόνα 4.2.3.1: Υψηλότερα καταγεγραμμένα F1-score και χαμηλότερα καταγεγραμμένα MAE error για τα πειράματα στα οποία συμμετείχαν οι συσκευές WM και DW: (α) Υψηλότερες καταγεγραμμένες βαθμολογίες F1-score για τις συσκευές WM και DW ανά πείραμα, (β) μέσος όρος των υψηλότερων καταγεγραμμένων βαθμολογιών F1-score μεταξύ των συσκευών WM και DW ανά πείραμα, (γ) χαμηλότερες καταγεγραμμένες βαθμολογίες MAE error για τις συσκευές WM και DW ανά πείραμα, (δ) μέσος όρος των χαμηλότερων καταγεγραμμένων βαθμολογιών MAE error μεταξύ των συσκευών WM και DW ανά πείραμα

Επιπλέον, μετά από περαιτέρω εκτενή ανάλυση των αποτελεσμάτων των διαφόρων σεναρίων πειραματισμού, μπορούν να αναφερθούν τα ακόλουθα βασικά σημεία:

1. Πρώτον, τα μοντέλα αποδίδουν και γενικεύουν καλύτερα στις περιπτώσεις όπου η εκπαίδευση γίνεται σε δεδομένα από ένα σπίτι και η εξαγωγή συμπερασμάτων εκτελείται σε δεδομένα που προέρχονται από σπίτια του ίδιου συνόλου δεδομένων. Η διεξαγωγή πειραμάτων με δεδομένα εκπαίδευσης από πολλαπλά σπίτια από τα ίδια σύνολα δεδομένων, παρήγαγε χειρότερα αποτελέσματα από τα πειράματα μίας κατηγορίας (single-category experiments) [Σ1].
2. Δεύτερον, προκύπτει ότι η λύση [FT] παράγει καλύτερα αποτελέσματα από τα πειράματα [GC] σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις, ενώ ενισχύει τις δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων μας σε μεγαλύτερο βαθμό [Σ2].
3. Τρίτον, μια άλλη παρατήρηση για τα πειράματα [GC] και [FT] είναι η ακόλουθη: Για τη συσκευή DW, τα μοντέλα αποδίδουν καλύτερα σε περιπτώσεις όπου χρησιμοποιούμε συνθετικά δεδομένα για την εκπαίδευση. Από την άλλη πλευρά, στην περίπτωση της συσκευής WM η εκπαίδευση με ανοικτά δεδομένα έδωσε καλύτερα αποτελέσματα. Αυτό μπορεί να σημαίνει ότι είτε η ποιότητα των χρησιμοποιούμενων δεδομένων είναι διαφορετική για τις εν λόγω συσκευές είτε ότι η λειτουργία τους από τους χρήστες ταιριάζει καλύτερα στη χώρα στην οποία ανήκαν τα σπίτια που χρησιμοποιήθηκαν για testing. Για παράδειγμα, είναι πιθανό οι άνθρωποι στο Ηνωμένο Βασίλειο (Ανοιχτά δεδομένα - Open Data) να χρησιμοποιούν το WM παρόμοια με τους χρήστες στην Ελλάδα (δεδομένα Heart) (ίδια προγράμματα, παρόμοια ώρα λειτουργίας κ.λπ.).
4. Τέταρτον, προκύπτει ότι τα μοντέλα WGRU και S2P είναι τα πιο ισχυρά μοντέλα σε αυτή τη μελέτη, καθώς είναι τα μοντέλα με τις καλύτερες επιδόσεις σχεδόν σε όλα τα πειράματα. Λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά τους (μέγεθος, χρόνος εκπαίδευσης/συμπέρασμα), μπορεί κανείς να επιλέξει μεταξύ των δύο για μια εφαρμογή διαχωρισμού ενέργειας στον πραγματικό κόσμο, παρόμοια με τα σενάρια που διερευνήθηκαν.

5. Τέλος, συνδυάζοντας όλα τα προηγούμενα σημεία, μπορούμε να καταλήξουμε σε ένα πιο γενικό συμπέρασμα. Λαμβάνοντας υπόψη το κόστος και τους χρονικούς περιορισμούς της συλλογής μεγάλου όγκου δεδομένων στον τομέα του NILM, μια αποδοτική στρατηγική ως προς το κόστος και τον χρόνο είναι εξαιρετικά σημαντική. Η προσέγγισή μας επικεντρώνεται σε αυτό το συγκεκριμένο σημείο, παράγοντας συνθετικά δεδομένα για να καλύψει το πρόβλημα της έλλειψης δεδομένων και ταυτόχρονα επιτυγχάνει αξιοπρεπή αποτελέσματα με τη λύση Fine Tuning [Σ2]. Ως αποτέλεσμα, μπορούμε να δηλώσουμε ότι παρέχουμε μια υψηλής απόδοσης οικονομική λύση στην κοινότητα NILM, η οποία θα έχει μεγάλο αντίκτυπο σε πραγματικές περιπτώσεις έλλειψης δεδομένων, χρόνου ή χρηματοδότησης.

Κεφάλαιο 5: Γενικά συμπεράσματα - Προτεινόμενη λύση

Κάνοντας μία ανασκόπηση σχετικά με την υλοποίηση των GNNs κάποια σημεία τα οποία αξίζει να επισημάνουμε είναι τα εξής:

- Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του Random Forest Regressor και του GCN, το GCN υπερτερεί σε πολλές περιπτώσεις, ειδικά με τη χρήση των Graph Auto-Encoders. Ειδικότερα, σε ορισμένες περιπτώσεις το GCN πετυχαίνει πολύ χαμηλότερες τιμές σφαλμάτων, ακόμη και στην περίπτωση του μέσου απόλυτου ποσοστιαίου σφάλματος.
- Γενικότερα, τα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά σε πολλές περιπτώσεις, καθώς το μοντέλο GCN δυσκολεύεται να προβλέψει την εναλλαγή στη χρονοσειρά συγκεκριμένων συσκευών, επειδή όλες οι συσκευές εκτός από τις μόνιμες

<p>HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)</p>	<p>ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών</p>
---	--

καταναλωτικές συσκευές, όπως το ψυγείο κ.λπ., έχουν τεράστιο αριθμό μηδενικών τιμών (ανενεργή περίοδος της συσκευής) και το νευρωνικό δίκτυο καταρρέει σε αυτή την τιμή.

Συνεχίζοντας με την ανακεφαλαίωση, κάποια συμπερασματικά σημεία που αξίζει να επισημάνουμε σχετικά με την υλοποίηση των DNNs και πιο συγκεκριμένα του HeartDIS είναι τα παρακάτω:

- Με το HeartDIS αποδεικνύουμε τον εξατομικευμένο χαρακτήρα του benchmarking framework μέσω των πειραμάτων εξατομικευμένων μοντέλων [PM].
- Ελεγχουμε τις δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων μέσω των πειραμάτων [GC] και [FT]. Και τα δύο ενισχύουν τις δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων, με το δεύτερο να επιτυγχάνει συνολικά τα καλύτερα αποτελέσματα.
- Ένα γενικότερο συμπέρασμα είναι ότι η απόδοση των μοντέλων εξαρτάται από τη συσκευή και το σύνολο δεδομένων. Με άλλα λόγια, διαφορετικά μοντέλα επιτυγχάνουν τα καλύτερα αποτελέσματα σε διαφορετικές μελέτες περίπτωσης και διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Ωστόσο, μπορούμε να δηλώσουμε ότι τα μοντέλα S2P και WGRU είχαν τις καλύτερες επιδόσεις για τα περισσότερα σενάρια.

Λαμβάνοντας υπόψη τόσο την υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων γράφου (GNNs) όσο και τις υλοποιήσεις με παραδοσιακές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων χωρίς την χρήση γράφου (DNNs) προτείνουμε σαν μία βέλτιστη λύση την παρακάτω χρησιμοποίηση της υλοποίησης του HeartDIS framework.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

Πιο συγκεκριμένα μετά από εκτενείς πειραματισμούς, είδαμε ότι τα δεδομένα από 31 Ελληνικά σπίτια που περιγράφονται αναλυτικά στο παραδοτέο 1.2 ήταν αυτά που μας έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα. Πειραματιστήκαμε και με τα 27 μη - ελαττωματικά σπίτια τόσο όσο αναφορά το volume των πειραμάτων (small, large) όσο και την κατηγορία των πειραμάτων (single, multi) και είδαμε ότι πετύχαμε τα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τα προηγούμενα πειράματα που εκτελέστηκαν (GNNs, Proof of concept benchmarking).

Τόσο τα single όσο και τα multi πειράματα στα 27 σπίτια εκτελέστηκαν έχοντας 3 εβδομάδες συνολικά για training και 1 εβδομάδα για testing. Στην περίπτωση των single πειραμάτων οι 3 εβδομάδες τόσο για το training όσο και για το testing ήταν από τα ίδιο σπίτι, ενώ στην περίπτωση των multi πειραμάτων το training διάστημα αποτελούνταν από 1,5 και 1,5 εβδομάδα από τα 2 σπίτια που χρησιμοποιήθηκαν για το training ενώ το testing αποτελούνταν από την 1 εβδομάδα από το σπίτι που επιλέχθηκε για testing.

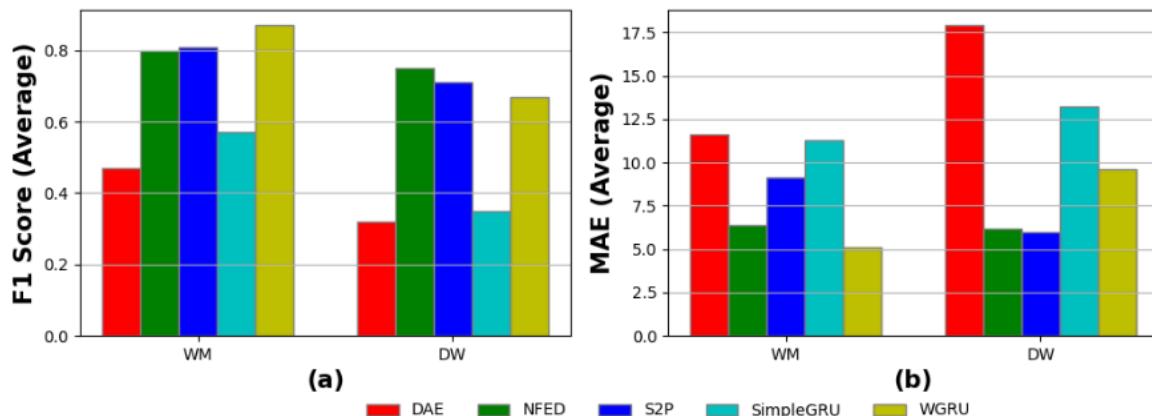
Γενικά παρατηρήθηκε η τάση τα single πειράματα να πηγαίνουν καλύτερα από τα multi καθώς και ότι τα small και large volume να πετυχαίνουν παρόμοια αποτελέσματα. Παρακάτω, στον πίνακα 5.1 και στην εικόνα 5.1 παραθέτουμε ενδεικτικά τα αποτελέσματα ενός από τα best-performing single πειράματα που εκτελέστηκαν. Να αναφέρουμε ότι όλα τα single αλλά και τα multi πειράματα και στα υπόλοιπα 27 σπίτια κυμαίνονται στο ίδιο επίπεδο όσον αφορά τα αποτελέσματα όπως αυτά φαίνονται στον πίνακα 5.1, 5.2 και στην εικόνα 5.1, 5.2 και για αυτό παραλείπεται η αναλυτική αναφορά τους. Για να δώσουμε μία εικόνα για την παρόμοια επίδοση των πειραμάτων παρουσιάζουμε τον πίνακα 5.3, όπου φαίνεται η τυπική απόκλιση από τη μέση τιμή των single αλλά και των multi πειραμάτων από τον πειραματισμό και στα 27 Heart σπίτια.

Από την εικόνα 5.1 και τον πίνακα 5.1 παρατηρούμε ότι το WGRU πετυχαίνει την καλύτερη επίδοση τόσο στην πρόβλεψη του γεγονότος (event detection) με f1-score 87% όσο και στην πρόβλεψη της ενέργειας με MAE error 5.1 στο WM. Όσο αναφορά το DW το NFED πετυχαίνει το πολύ υψηλό 75% f1-score στην πρόβλεψη γεγονότος ενώ

πετυχαίνει και πολύ χαμηλό MAE error με τιμή μόλις 6.2 , ενώ το S2P το ξεπερνάει οριακά πετυχαίνοντας ακόμη πιο χαμηλό MAE error με τιμή μόλις 6. Συνολικά πάντως τα μοντέλα μας πετυχαίνουν πολύ καλες αποδόσεις τόσο στο WM όσο και στο DW, με τα WGRU, S2P και NFED να είναι τα best performing.

Device	Category	Volume	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	Single	Small	HEART5	HEART5	DAE	0.47	0.07	11.6
					NFED	0.8	0.13	6.4
					S2P	0.81	0.42	9.1
					SimpleG RU	0.57	0.25	11.3
					WGRU	0.87	0.08	5.1
DW	Single	Small	HEART5	HEART5	DAE	0.32	0.28	17.9
					NFED	0.75	0.09	6.2
					S2P	0.71	0.05	6
					SimpleG RU	0.35	0.08	13.2
					WGRU	0.67	0.09	9.6

Πίνακας 5.1: Σύγκριση απόδοσης για το προτεινόμενο - best performing πείραμα του HeartDIS για το WM και το DW θεωρώντας τα συνθετικά δεδομένα και συγκεκριμένα το σπίτι "Heart 5" ως πηγή δεδομένων για το training και το testing.



Εικόνα 5.1: Αποτελέσματα του best performing single πείραμα του HeartDIS για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας το "Heart 5" για εκπαίδευση και testing: (α)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE.

Τέλος στον πίνακα 5.2 και στην εικόνα 5.2 παραθέτουμε ενδεικτικά τα αποτελέσματα ενός από τα best-performing multi πειράματα που εκτελέστηκαν. Όπως και στα single πειράματα έτσι και εδώ, όλα τα multi πειράματα και στα υπόλοιπα 27 σπίτια κυμαίνονται πάνω κάτω στο ίδιο επίπεδο όσον αφορά τα αποτελέσματα όπως αυτά φαίνονται στον πίνακα 5.2 και στην εικόνα 5.2 και για αυτό παραλείπεται η αναλυτική αναφορά τους.

Από την εικόνα 5.2 και τον πίνακα 5.2 παρατηρούμε ότι το WGRU πετυχαίνει ξανά όπως και στο single πείραμα την καλύτερη επίδοση τόσο στην πρόβλεψη του γεγονότος (event detection) με f1-score 69% όσο και στην πρόβλεψη της ενέργειας με MAE error 2.5 στο

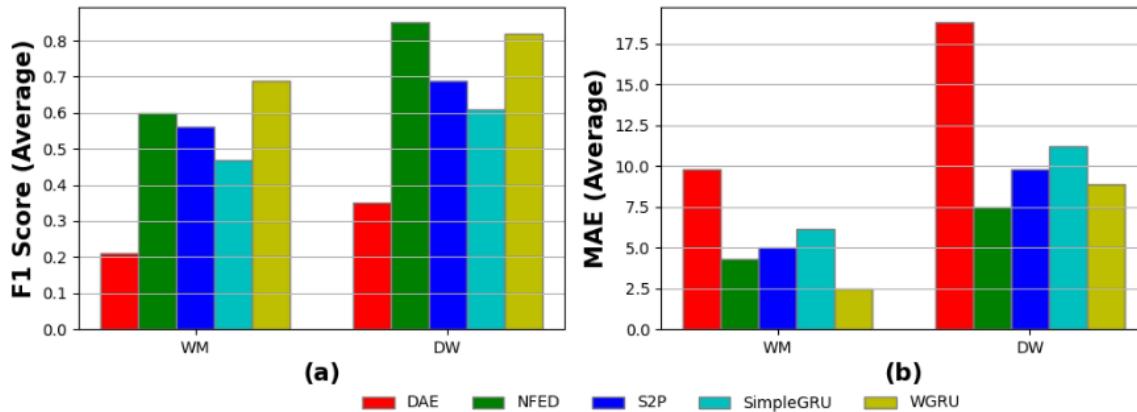
HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

WM. Όσο αναφορά το DW το NFED πετυχαίνει ξανά όπως και στο single πείραμα το καλύτερο f1-score με τιμή 85% αλλά και το χαμηλότερο MAE error με τιμή 7.5. Και πάλι τα WGRU, S2P και NFED μοντέλα είναι τα best performing.

Device	Category	Volume	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	Multi	Small	HEART5, HEART33	HEART33	DAE	0.21	0.14	9.8
					NFED	0.6	0.12	4.3
					S2P	0.56	0.24	5
					Simple GRU	0.47	0.21	6.1
					WGRU	0.69	0.18	2.5
DW	Multi	Small	HEART5, HEART33	HEART33	DAE	0.35	0.36	18.8
					NFED	0.85	0.11	7.5
					S2P	0.69	0.17	9.8
					Simple GRU	0.61	0.14	11.2
					WGRU	0.82	0.06	8.9

Πίνακας 5.2: Σύγκριση απόδοσης για το προτεινόμενο - best performing multi πείραμα του HeartDIS για το WM και το DW θεωρώντας τα συνθετικά δεδομένα και συγκεκριμένα

τα σπίτια "Heart5" και το "Heart 33" ως πηγή δεδομένων για το training και το "Heart 33" για το testing.



Εικόνα 5.2: Αποτελέσματα του best performing multi πείραμα του HeartDIS για τα μοντέλα DAE, NFED, S2P, SimpleGRU, WGRU για το WM και το DW χρησιμοποιώντας το "Heart 5" και το "Heart 33" για εκπαίδευση και το "Heart 33" για testing: (a)-(β) Αποτελέσματα F1-score και MAE.

Device	Category	Volume	Model	F1s	MAE
WM	Single	Small	DAE	0.45 ± 0.03	11.3 ± 1.1
			NFED	0.79 ± 0.02	5.4 ± 2
			S2P	0.8 ± 0.05	8.8 ± 2

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
 ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
 (ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
 Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
 συσκευών

			SimpleGRU	0.55 ± 0.06	9.6 ± 2
			WGRU	0.85 ± 0.04	4.1 ± 1.5
DW	Single	Small	DAE	0.32 ± 0.04	17 ± 1.3
			NFED	0.75 ± 0.05	5.7 ± 0.8
			S2P	0.69 ± 0.06	5.4 ± 1.1
			SimpleGRU	0.33 ± 0.04	12.7 ± 1.2
			WGRU	0.64 ± 0.04	8.4 ± 1.4
WM	Multi	Small	DAE	0.2 ± 0.04	9.6 ± 2
			NFED	0.58 ± 0.03	4 ± 2.5
			S2P	0.55 ± 0.03	4.8 ± 2.3
			SimpleGRU	0.46 ± 0.03	5.9 ± 2.8
			WGRU	0.68 ± 0.03	2.5 ± 1.9
DW	Multi	Small	DAE	0.34 ± 0.04	18.8 ± 2.3
			NFED	0.83 ± 0.03	7.5 ± 3.3

		S2P	0.68 ± 0.02	9.8 ± 1.7
		SimpleGRU	0.6 ± 0.05	11.2 ± 5.2
		WGRU	0.81 ± 0.04	8.9 ± 3.1

Πίνακας 5.3: Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις για το WM και το DW τόσο σε single όσο και σε multi κατηγορία πειραμάτων για τα 27 Heart σπίτια ως προς το F1-score και το MAE error.

Πηγές

- [1] <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/-/ddn-20220617-1>.
- [2] https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Energy_efficiency_statistics.
- [3] George W Hart. Prototype nonintrusive appliance load monitor: Progress report 2. MIT Energy Laboratory, 1985.
- [4] Ali Adabi, Patrick Mantey, Emil Holmegaard, and Mikkel Baun Kjaergaard. Status and challenges of residential and industrial non-intrusive load monitoring. In 2015 IEEE Conference on Technologies for Sustainability (SusTech), pages 181–188. IEEE, 2015
- [5] Lukas Mauch and Bin Yang. A new approach for supervised power disaggregation

by using a deep recurrent lstm network. In 2015 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), pages 63–67. IEEE, 2015.

[6] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv preprint arXiv:1301.3781, 2013.

[7] Christoforos Nalmpantis and Dimitris Vrakas. Machine learning approaches for non-intrusive load monitoring: from qualitative to quantitative comparison. Artificial Intelligence Review, 52(1):217–243, 2019.

[8] David Duvenaud, Dougal Maclaurin, Jorge Aguilera-Iparraguirre, Rafael Gómez-Bombarelli, Timothy Hirzel, Alán Aspuru-Guzik, and Ryan P Adams. Convolutional networks on graphs for learning molecular fingerprints. arXiv preprint arXiv:1509.09292, 2015.

[9] Marinos Poiitis, Pavlos Sermpezis, and Athena Vakali. PointSpectrum: Equivariance meets laplacian filtering for graph representation learning. arXiv preprint arXiv:2109.02358, 2021.

[10] Ahmed I Zayed. A convolution and product theorem for the fractional fourier transform. IEEE Signal processing letters, 5(4):101–103, 1998.

[11] James Atwood and Don Towsley. Diffusion-convolutional neural networks. In Advances in neural information processing systems, pages 1993–2001, 2016.

[12] William L Hamilton, Rex Ying, and Jure Leskovec. Inductive representation learning on large graphs. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, pages 1025–1035, 2017

[13] Nalmpantis, C.; Vrakas, D. On time series representations for multi-label NILM.

<p>HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)</p>	<p>ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών</p>
---	--

NEURAL COMPUTING & APPLICATIONS 2020.

[14] Hongyang Gao, Zhengyang Wang, and Shuiwang Ji. Large-scale learnable graph convolutional networks. In Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International

[15] Ravichandra Addanki, Peter W Battaglia, David Budden, Andreea Deac, Jonathan Godwin, Thomas Keck, Wai Lok Sibon Li, Alvaro Sanchez-Gonzalez, Jacklynn Stott, Shantanu Thakoor, et al. Large-scale graph representation learning with very deep gnns and self-supervision. arXiv preprint arXiv:2107.09422, 2021.

[16] Minh-Thang Luong, Hieu Pham, and Christopher D Manning. Effective approaches to attention-based neural machine translation. arXiv preprint arXiv:1508.04025, 2015.

[17] Petar Veličković, Guillem Cucurull, Arantxa Casanova, Adriana Romero, Pietro Lio, and Yoshua Bengio. Graph attention networks. arXiv preprint arXiv:1710.10903, 2017.

[18] Xiaolong Wang, Ross Girshick, Abhinav Gupta, and Kaiming He. Non-local neural networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pages 7794–7803, 2018.

[19] Kiran K Thekumparampil, Chong Wang, Sewoong Oh, and Li-Jia Li. Attention- based graph neural network for semi-supervised learning. arXiv preprint arXiv:1803.03735, 2018.

[20] Pal, M.; Roy, R.; Basu, J.; Bepari, M.S. Blind source separation: A review and analysis. In Proceedings of the 2013 International Conference Oriental COCOSDA held jointly with 2013 Conference on Asian Spoken Language Research and Evaluation (O-COCOSDA/CASLRE), 2013, pp. 1–5

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

- [21] Angelis, G.F.; Timplalexis, C.; Krnidis, S.; Ioannidis, D.; Tzovaras, D. NILM Applications: Literature review of learning approaches, recent developments and challenges. *Energy and Buildings* 2022, 261, 111951
- [22] Armel, K.C.; Gupta, A.; Shrimali, G.; Albert, A. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity. *Energy Policy* 2013, 52, 213–234
- [23] Kim, H.; Marwah, M.; Arlitt, M.; Lyon, G.; Han, J., Unsupervised Disaggregation of Low Frequency Power Measurements. In Proceedings of the 2011 SIAM International Conference on Data Mining; SIAM, 2011; pp. 747–758, 584
- [24] Kolter, J.Z.; Jaakkola, T. Approximate inference in additive factorial hmms with application to energy disaggregation. In Proceedings of the Artificial intelligence and statistics, 2012, pp. 1472–1482.
- [25] Parson, O.; Ghosh, S.; Weal, M.J.; Rogers, A.C. Non-Intrusive Load Monitoring Using Prior Models of General Appliance Types 2012. 26.
- [26] Kelly, J.; Knottenbelt, W. Neural nilm: Deep neural networks applied to energy disaggregation. In Proceedings of the Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments, 2015, pp. 55–64.
- [27] Kaselimi, M.; Doulamis, N.; Doulamis, A.; Voulodimos, A.; Protopapadakis, E. Bayesian-optimized Bidirectional LSTM Regression Model for Non-intrusive Load Monitoring. In Proceedings of the ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019, pp. 2747–2751.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΙAvEK)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
---	---

- [28] Fang, Z.; Zhao, D.; Chen, C.; Li, Y.; Tian, Y. Non-Intrusive Appliance Identification with Appliance-Specific Networks. In Proceedings of the 2019 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, 2019, pp. 1–8.
- [29] Krystalakos, O.; Nalmpantis, C.; Vrakas, D. Sliding window approach for online energy disaggregation using artificial neural networks. In Proceedings of the Proceedings of the 10th Hellenic Conference on Artificial Intelligence, 2018, pp. 1–6.
- [30] Zhang, C.; Zhong, M.; Wang, Z.; Goddard, N.; Sutton, C. Sequence-to-point learning with neural networks for nonintrusive load monitoring. AAAI 2018
- [31] Jia, Z.; Yang, L.; Zhang, Z.; Liu, H.; Kong, F. Sequence to point learning based on bidirectional dilated residual network for non-intrusive load monitoring. International Journal of Electrical Power & Energy Systems 2021 , 129 , 106837.
- [32] Moradzadeh, A.; Mohammadi-Ivatloo, B.; Abapour, M.; Anvari-Moghaddam, A.; Farkoush, S.G.; Rhee, S.B. A practical solution based on convolutional neural network for non-intrusive load monitoring. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing 2021, pp. 1–15.
- [33] Faustine, A.; Pereira, L.; Bousbiat, H.; Kulkarni, S. UNet-NILM: A Deep Neural Network for Multi-Tasks Appliances State Detection and Power Estimation in NILM.In Proceedings of the Proceedings of the 5th International Workshop on Non- Intrusive Load Monitoring; Association for Computing Machinery: New York, NY, USA, 2020; NILM'20, p. 84–88.
- [34] Virtsonis-Gkalinikis, N.; Nalmpantis, C.; Vrakas, D. SAED: self-attentive energy disaggregation. Machine Learning 2021, pp. 1–20.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΙAvEK)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
---	---

- [35] Vaswani, A.; Shazeer, N.; Parmar, N.; Uszkoreit, J.; Jones, L.; Gomez, A.N.; Kaiser, u.; Polosukhin, I. Attention is All You Need. In Proceedings of the Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems; Curran Associates Inc.: Red Hook, NY, USA, 2017; NIPS'17, p. 6000–6010.
- [36] Yue, Z.; Witzig, C.R.; Jorde, D.; Jacobsen, H.A. BERT4NILM: A Bidirectional Transformer Model for Non-Intrusive Load Monitoring. In Proceedings of the Proceedings of the 5th International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring; Association for Computing Machinery: New York, NY, USA, 2020; NILM'20, p. 89–93. <https://doi.org/10.1145/3427771.3429390>.
- [37] Nalmpantis, C.; Virtsonis Gkalinikis, N.; Vrakas, D. Neural Fourier Energy Disaggregation. Sensors 2022, 22. <https://doi.org/10.3390/s22020473>.
- [38] Sykiotis, S.; Kaselimi, M.; Doulamis, A.; Doulamis, N. ELECTRIcity: An Efficient Transformer for Non-Intrusive Load Monitoring. Sensors 2022, 22
- [39] Piccialli, V.; Sudoso, A. Improving Non-Intrusive Load Disaggregation through an Attention-Based Deep Neural Network. Energies 2021, 14, 847.
- [40] Gkalinikis, N.V.; Nalmpantis, C.; Vrakas, D. Attention in Recurrent Neural Networks for Energy Disaggregation. In Proceedings of the International Conference on Discovery Science. Springer, 2020, pp. 551–565.
- [41] Klemenjak, C.; Kovatsch, C.; Herold, M.; Elmenreich, W. SynD: A Synthetic Energy Dataset for Non-Intrusive Load Monitoring in Households, 2022
- [42] Harell, A.; Jones, R.; Makonin, S.; Bajic, I.V. PowerGAN: Synthesizing Appliance Power Signatures Using Generative Adversarial Networks. arXiv e-prints 2020, p. arXiv:2007.13645, [arXiv:eess.SP/2007.13645].

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΙAvEK)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
---	---

- [43] Ahmed, A.M.A.; Zhang, Y.; Eliassen, F. Generative Adversarial Networks and Transfer Learning for Non-Intrusive Load Monitoring in Smart Grids. In Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm), 2020, pp. 1–7.
- [44] Pan, Y.; Liu, K.; Shen, Z.; Cai, X.; Jia, Z. Sequence-To-Subsequence Learning With Conditional Gan For Power Disaggregation. In Proceedings of the ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2020, pp. 3202–3206.
- [45] Bejarano, G.; DeFazio, D.; Ramesh, A. Deep latent generative models for energy disaggregation. In Proceedings of the Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, Vol. 33, pp. 850–857.
- [46] Sirojan, T.; Phung, B.T.; Ambikairajah, E. Deep neural network based energy disaggregation. In Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE). IEEE, 2018, pp. 73–77.
- [47] Langevin, A.; Carbonneau, M.A.; Cheriet, M.; Gagnon, G. Energy disaggregation using variational autoencoders. Energy and Buildings 2022, 254, 111623.
- [48] Tabatabaei, S.M.; Dick, S.; Xu, W. Toward non-intrusive load monitoring via multi-label classification. IEEE Transactions on Smart Grid 2016, 8, 26–40.
- [49] Singhal, V.; Maggu, J.; Majumdar, A. Simultaneous Detection of Multiple Appliances From Smart-Meter Measurements via Multi- Label Consistent Deep Dictionary Learning and Deep Transform Learning. IEEE Transactions on Smart Grid 2019, 10, 2969–2978.

<p>HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΙAvEK)</p>	<p>ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών</p>
--	--

- [50] Athanasiadis, C.L.; Papadopoulos, T.A.; Doukas, D.I. Real-time non-intrusive load monitoring: A light-weight and scalable approach. *Energy and Buildings* 2021, 253, 11152.
- [51] D'Incecco, M.; Squartini, S.; Zhong, M. Transfer Learning for Non-Intrusive Load Monitoring. *IEEE Transactions on Smart Grid* 2020, 11, 1419–142.
- [52] Houidi, S.; Fourer, D.; Auger, F.; Sethom, H.B.A.; Miègeville, L. Comparative Evaluation of Non-Intrusive Load Monitoring Methods Using Relevant Features and Transfer Learning. *Energies* 2021, 14.
- [53] Kaselimi, M.; Protopapadakis, E.; Voulodimos, A.; Doulamis, N.; Doulamis, A. Towards Trustworthy Energy Disaggregation: A Review of Challenges, Methods, and Perspectives for Non-Intrusive Load Monitoring. *Sensors* 2022, 22.
- [54] Symeonidis, N.; Nalmpantis, C.; Vrakas, D. A Benchmark Framework to Evaluate Energy Disaggregation Solutions. In Proceedings of the International Conference on Engineering Applications of Neural Networks. Springer, 2019, pp. 19–30.
- [55] Klemenjak, C.; Makonin, S.; Elmenreich, W. Towards comparability in non-intrusive load monitoring: on data and performance evaluation. In Proceedings of the 2020 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT). IEEE, 2020, pp. 1–5.
- [56] Virtsonis Gkalinikis, N.; Nalmpantis, C.; Vrakas, D. Torch-NILM: An Effective Deep Learning Toolkit for Non-Intrusive Load Monitoring in Pytorch. *Energies* 2022, 15.
- [57] Batra, N.; Kukunuri, R.; Pandey, A.; Malakar, R.; Kumar, R.; Krystalakos, O.; Zhong, M.; Meira, P.; Parson, O. Towards reproducible state-of-the-art energy disaggregation. In Proceedings of the Proceedings of the 6th ACM international conference on systems for energy-efficient buildings, cities, and transportation, 2019, pp. 193–202.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

- [58] Bousbiat, H.; Faustine, A.; Klemenjak, C.; Pereira, L.; Elmenreich, W. Unlocking the Full Potential of Neural NILM: On Automation, Hyperparameters Modular Pipelines. *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 2022 , pp. 1–9
- [59] Kingma, Diederik P., and Max Welling. "Auto-encoding variational bayes." *arXiv preprint arXiv:1312.6114* (2013).
- [60] Pan, Xingang, et al. "Two at once: Enhancing learning and generalization capacities via ibn-net." *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2018.
- [61] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, Cham, 2015.
- [62] Hochreiter, Sepp, and Jürgen Schmidhuber. "Long short-term memory." *Neural computation* 9.8 (1997): 1735-1780.
- [63] Chung, Junyoung, et al. "Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling." *arXiv preprint arXiv:1412.3555* (2014).
- [64] Kim, Jihyun, and Howon Kim. "Classification performance using gated recurrent unit recurrent neural network on energy disaggregation." *2016 international conference on machine learning and cybernetics (ICMLC)*. Vol. 1. IEEE, 2016.
- [65] Fukushima, Kunihiko, and Sei Miyake. "Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of visual pattern recognition." *Competition and cooperation in neural nets*. Springer, Berlin, Heidelberg, 1982. 267-285.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΙAvEK)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών

[66] Aditya Grover and Jure Leskovec. node2vec: Scalable feature learning for networks. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 855–864, 2016.

[67] Thomas N Kipf and Max Welling. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.

[68] Ce Peng, Guoying Lin, Shaopeng Zhai, Yi Ding, and Guangyu He. Non-intrusive load monitoring via deep learning based user model and appliance group model. *Energies*, 13(21):5629, 2020.

[69] Bryan Perozzi, Rami Al-Rfou, and Steven Skiena. Deepwalk: Online learning of social representations. In Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 701–710, 2014.

[70] Aliaksei Sandryhaila and Jose MF Moura. Classification via regularization on graphs. In 2013 IEEE global conference on signal and information processing, pages 495–498. IEEE, 2013.

[71] Vladimir Stankovic, Jing Liao, and Lina Stankovic. A graph-based signal processing approach for low-rate energy disaggregation. In 2014 IEEE symposium on computational intelligence for engineering solutions (CIES), pages 81–87. IEEE, 2014.

[72] Bochao Zhao, Lina Stankovic, and Vladimir Stankovic. On a training-less solution for non-intrusive appliance load monitoring using graph signal processing. *IEEE Access*, 4:1784–1799, 2016.

[73] Kelly, Jack, and William Knottenbelt. "The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes." *Scientific data* 2.1 (2015): 1-14.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

[74] Batra, Nipun, et al. "NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring." *Proceedings of the 5th international conference on Future energy systems*. 2014.

Παράρτημα

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 1	DAE	0.83	0.07	9.4
					NFED	0.88	0.05	8.2
					S2P	0.89	0.05	7.8
					SimpleGRU	0.85	0.03	7.7
					WGRU	0.9	0.03	6.2
WM	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 2	DAE	0.18	0.7	10.7
					NFED	0.37	0.94	11
					S2P	0.65	0.81	10
					SimpleGRU	0.5	0.68	12.4
					WGRU	0.65	0.84	10
WM	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 4	DAE	0.29	0.08	35.4
					NFED	0.37	0.18	32.7
					S2P	0.47	0.15	23.2
					SimpleGRU	0.42	0.24	27.8
					WGRU	0.5	0.19	26.4
WM	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 5	DAE	0.22	0.82	42.5
					NFED	0.4	0.85	44.1
					S2P	0.56	0.79	42.7
					SimpleGRU	0.42	0.72	45.3
					WGRU	0.47	0.78	44.8
WM	Multi	Small	UK-DALE 1,5	UK-DALE 1	DAE	0.6	0.11	20.3
					NFED	0.81	0.08	11.8
					S2P	0.84	0.05	11.1
					SimpleGRU	0.81	0.05	10.4
					WGRU	0.87	0.05	9.3
WM	Multi	Small	UK-DALE 1,5	UK-DALE 2	DAE	0.16	0.26	17.1
					NFED	0.29	0.68	11.7
					S2P	0.43	0.71	12.2
					SimpleGRU	0.38	0.68	12.3
					WGRU	0.57	0.76	10.7
WM	Multi	Small	UK-DALE 1,5	UK-DALE 4	DAE	0.24	0.28	44.2
					NFED	0.33	0.17	33.5
					S2P	0.37	0.28	26.2
					SimpleGRU	0.42	0.09	23.8
					WGRU	0.41	0.29	24.4
WM	Multi	Small	UK-DALE 1,5	UK-DALE 5	DAE	0.39	0.16	32.2
					NFED	0.67	0.24	27.6
					S2P	0.64	0.22	28.4
					SimpleGRU	0.63	0.22	28.2
					WGRU	0.68	0.28	25.7

Πίνακας Α1: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα PM-1 για το WM θεωρώντας τα ανοιχτά δεδομένα ως πηγή δεδομένων

Device	Cat.	Vol	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
DW	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 1	DAE	0.33	0.57	21.3
					NFED	0.3	0.54	21.4
					S2P	0.26	0.52	21.7
					SimpleGRU	0.22	0.39	19.1
					WGRU	0.26	0.47	20.6
DW	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 2	DAE	0.64	0.1	17
					NFED	0.67	0.2	15.7
					S2P	0.64	0.19	15.7
					SimpleGRU	0.58	0.2	15.9
					WGRU	0.69	0.17	15.1
DW	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 5	DAE	0.38	0.68	49.7
					NFED	0.29	0.75	68.1
					S2P	0.33	0.58	42.5
					SimpleGRU	0.28	0.53	41
					WGRU	0.38	0.47	36.4
DW	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 1	DAE	0.38	0.26	10.6
					NFED	0.24	0.17	7.4
					S2P	0.34	0.08	7.3
					SimpleGRU	0.25	0.14	8.1
					WGRU	0.3	0.17	6.7
DW	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 2	DAE	0.65	0.15	19
					NFED	0.52	0.19	17.7
					S2P	0.56	0.29	20
					SimpleGRU	0.51	0.25	19.6
					WGRU	0.47	0.14	18.4
DW	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 5	DAE	0.39	0.58	36.6
					NFED	0.19	0.71	65.4
					S2P	0.27	0.49	43.3
					SimpleGRU	0.25	0.23	30.9
					WGRU	0.26	0.3	31.4
FR	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 1	DAE	0.79	0.12	22.6
					NFED	0.82	0.11	18.7
					S2P	0.84	0.12	18.9
					SimpleGRU	0.84	0.09	17.6
					WGRU	0.84	0.11	15.9
FR	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 2	DAE	0.82	0.1	21.1
					NFED	0.82	0.17	22.2
					S2P	0.82	0.16	22.1
					SimpleGRU	0.83	0.19	21.3
					WGRU	0.82	0.2	20.4
FR	Single	Small	UK-DALE 1	UK-DALE 4	DAE	0.68	0.35	29.4
					NFED	0.61	0.21	32.4
					S2P	0.54	0.15	35.1
					SimpleGRU	0.58	0.18	32.5
					WGRU	0.56	0.08	31
FR	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 1	DAE	0.76	0.14	25
					NFED	0.81	0.14	21
					S2P	0.81	0.13	21
					SimpleGRU	0.81	0.84	20.2
					WGRU	0.83	0.14	18.7
FR	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 2	DAE	0.83	0.07	18.2
					NFED	0.85	0.09	16.7
					S2P	0.85	0.11	17.6
					SimpleGRU	0.84	0.12	16.5
					WGRU	0.86	0.11	15.2
FR	Multi	Small	UK-DALE 1,2	UK-DALE 4	DAE	0.68	0.34	30.4
					NFED	0.6	0.21	31.4
					S2P	0.53	0.14	34.1
					SimpleGRU	0.61	0.2	30.8
					WGRU	0.57	0.11	30

Πίνακας Α2: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα PM-1 για το DW και το FR θεωρώντας τα ανοιχτά δεδομένα ως πηγή δεδομένων

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	single	small	Heart 1	Heart 1	DAE	0.38	0.53	14.8
					NFED	0.74	0.21	10.4
					S2P	0.81	0.24	11.2
					SimpleGRU	0.5	0.26	11.7
					WGRU	0.54	0.34	10.1
WM	single	small	Heart 1	Heart 2	DAE	0.26	0.45	13.2
					NFED	0.3	0.68	12.1
					S2P	0.4	0.56	12.8
					SimpleGRU	0.31	0.7	12.4
					WGRU	0.25	0.76	11.8
WM	multi	large	Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.28	0.13	12.9
					NFED	0.58	0.27	9.6
					S2P	0.65	0.22	8.9
					SimpleGRU	0.37	0.25	10.5
					WGRU	0.48	0.22	8.6
WM	multi	large	Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.24	0.12	14.7
					NFED	0.6	0.14	9.5
					S2P	0.62	0.21	10
					SimpleGRU	0.31	0.26	12.4
					WGRU	0.44	0.25	9.3
FR	single	small	Heart 1	Heart 1	DAE	0.9	0.01	13.1
					NFED	0.86	0.03	12.4
					S2P	0.89	0.05	12.8
					SimpleGRU	0.86	0.04	14.6
					WGRU	0.9	0.03	10.4
FR	single	small	Heart 1	Heart 2	DAE	0.34	0.67	28.6
					NFED	0.34	0.67	30.1
					S2P	0.4	0.68	29.3
					SimpleGRU	0.36	0.6	26.3
					WGRU	0.4	0.68	29.3
FR	multi	large	Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.86	0.13	15.9
					NFED	0.89	0.08	13.1
					S2P	0.89	0.1	15.5
					SimpleGRU	0.89	0.11	14
					WGRU	0.9	0.11	12
FR	multi	large	Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.53	0.13	13.4
					NFED	0.7	0.08	12.1
					S2P	0.71	0.1	13.3
					SimpleGRU	0.7	0.11	12.3
					WGRU	0.72	0.11	12.3
DW	single	small	Heart 2	Heart 2	DAE	0.45	0.27	16.2
					NFED	0.38	0.16	12.9
					S2P	0.5	0.09	11
					SimpleGRU	0.48	0.18	10.2
					WGRU	0.5	0.19	9.9

Πίνακας Α3: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα PM-2 για το WM, το FR και το DW θεωρώντας τα Heart data ως πηγή δεδομένων.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	--

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	multi	large	Heart 3,4	Heart 3	DAE	0.27	0.46	15.6
					NFED	0.72	0.08	5.2
					S2P	0.83	0.06	2.8
					SimpleGRU	0.62	0.17	6.1
					WGRU	0.81	0.1	3.5
WM	multi	large	Heart 3,4	Heart 4	DAE	0.33	0.12	22.9
					NFED	0.79	0.12	7.6
					S2P	0.92	0.05	4
					SimpleGRU	0.72	0.08	8.8
					WGRU	0.87	0.06	4.7
DW	multi	large	Heart 3,4	Heart 3	DAE	0.3	0.22	17.7
					NFED	0.52	0.1	10.1
					S2P	0.57	0.07	7.1
					SimpleGRU	0.57	0.21	11.3
					WGRU	0.55	0.13	7.5
DW	multi	large	Heart 3,4	Heart 4	DAE	0.33	0.19	19.3
					NFED	0.68	0.07	9.2
					S2P	0.67	0.05	5.2
					SimpleGRU	0.43	0.14	12.5
					WGRU	0.63	0.03	5.4

Πίνακας Α4: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα PM-3 για το WM, το FR και το DW θεωρώντας τα Synthetic data ως πηγή δεδομένων.

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	Single	Small	UK-DALE 1	Heart 1	DAE	0.15	0.8	13.4
					NFED	0.4	0.71	12.3
					S2P	0.73	0.56	11.3
					SimpleGRU	0.65	0.54	9.4
					WGRU	0.63	0.59	10.1
WM	Single	Small	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.09	0.84	14.4
					NFED	0.15	0.86	13
					S2P	0.25	0.8	14
					SimpleGRU	0.18	0.79	13
					WGRU	0.24	0.7	12.5
WM	Single	Large	UK-DALE 1	Heart 1	DAE	0.15	0.55	13.4
					NFED	0.35	0.67	12.7
					S2P	0.66	0.59	12.1
					SimpleGRU	0.56	0.66	11.5
					WGRU	0.61	0.6	11.2
WM	Single	Large	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.14	0.59	15.9
					NFED	0.24	0.89	14.1
					S2P	0.3	0.71	16.9
					SimpleGRU	0.22	0.84	15.2
					WGRU	0.29	0.86	14.9
FR	Single	Small	UK-DALE 1	Heart 1	DAE	0.68	0.04	20.6
					NFED	0.75	0.89	22
					S2P	0.71	0.07	23.3
					SimpleGRU	0.61	0.84	24.8
					WGRU	0.61	0.25	24.7
FR	Single	Small	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.31	0.76	37.4
					NFED	0.21	0.87	41.4
					S2P	0.13	0.89	43.1
					SimpleGRU	0.22	0.87	41.5
					WGRU	0.16	0.9	42.7
FR	Single	Large	UK-DALE 1	Heart 1	DAE	0.67	0.04	23.1
					NFED	0.74	0.1	23.3
					S2P	0.64	0.1	26
					SimpleGRU	0.64	0.07	26.7
					WGRU	0.65	0.16	24.8
FR	Single	Large	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.26	0.76	40.3
					NFED	0.21	0.87	43.9
					S2P	0.12	0.88	44.6
					SimpleGRU	0.28	0.76	39.7
					WGRU	0.12	0.91	45.4
DW	Single	Small	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.19	0.64	24.8
					NFED	0.25	0.74	24.7
					S2P	0.26	0.78	25.2
					SimpleGRU	0.21	0.82	24.6
					WGRU	0.23	0.82	24
DW	Single	Large	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.13	0.72	28.2
					NFED	0.26	0.67	28
					S2P	0.23	0.77	30.3
					SimpleGRU	0.13	0.77	33.8
					WGRU	0.17	0.81	27.8

Πίνακας A5: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα Train on one - Open & Heart για το WM, το FR και το DW θεωρώντας τα Open data ως πηγή δεδομένων για το training και τα Heart data για testing.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898 «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ, ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ» (ΕΠΑνΕΚ)	ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών συσκευών
--	---

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	Single	Large	Heart 4	Heart 1	DAE	0.23	0.16	20.5
					NFED	0.21	0.22	23.3
					S2P	0.59	0.45	16.3
					SimpleGRU	0.35	0.52	29.1
					WGRU	0.56	0.4	13.6
WM	Single	Large	Heart 4	Heart 2	DAE	0.18	0.26	20.6
					NFED	0.43	0.71	12.7
					S2P	0.61	0.52	14.4
					SimpleGRU	0.42	0.54	25.2
					WGRU	0.72	0.64	11.3
DW	Single	Large	Heart 4	Heart 2	DAE	0.4	0.56	14.8
					NFED	0.32	0.74	15
					S2P	0.34	0.79	16.1
					SimpleGRU	0.35	0.98	16.1
					WGRU	0.35	0.79	13.8

Πίνακας A6: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα Train on one - Synthetic & Heart για το WM, και το DW θεωρώντας τα Synthetic data ως πηγή δεδομένων για το training και τα Heart data για testing.

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	multi	small	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.25	0.29	13.1
					NFED	0.62	0.29	8.3
					S2P	0.64	0.36	9.9
					SimpleGRU	0.74	0.05	6.8
					WGRU	0.83	0.1	5.1
WM	multi	small	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.25	0.23	14.3
					NFED	0.62	0.25	8.9
					S2P	0.68	0.46	11.5
					SimpleGRU	0.55	0.13	8.3
					WGRU	0.72	0.19	5.2
WM	multi	large	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.23	0.39	11.6
					NFED	0.58	0.14	8
					S2P	0.72	0.17	7.1
					SimpleGRU	0.74	0.07	6.1
					WGRU	0.78	0.09	5.2
WM	multi	large	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.24	0.32	12.2
					NFED	0.62	0.18	8.5
					S2P	0.75	0.25	8.1
					SimpleGRU	0.7	0.18	7
					WGRU	0.77	0.2	6.1
FR	multi	small	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.85	0.09	15.5
					NFED	0.88	0.08	14.6
					S2P	0.88	0.11	16.9
					SimpleGRU	0.89	0.1	15.2
					WGRU	0.89	0.07	13
FR	multi	small	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.44	0.23	16.1
					NFED	0.66	0.14	14
					S2P	0.66	0.14	13.7
					SimpleGRU	0.6	0.16	15.2
					WGRU	0.68	0.15	12.8
FR	multi	large	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 1	DAE	0.85	0.08	16.5
					NFED	0.87	0.08	14.8
					S2P	0.88	0.11	17.4
					SimpleGRU	0.87	0.09	15.1
					WGRU	0.89	0.09	13.7
FR	multi	large	UK-DALE 1, Heart 1,2	Heart 2	DAE	0.4	0.34	20
					NFED	0.64	0.19	14.8
					S2P	0.61	0.17	16.3
					SimpleGRU	0.55	0.24	16.4
					WGRU	0.64	0.19	14.1
DW	multi	small	UK-DALE 1, Heart 2	Heart 2	DAE	0.43	0.32	19.8
					NFED	0.45	0.14	16.8
					S2P	0.48	0.27	17.9
					SimpleGRU	0.53	0.23	18
					WGRU	0.57	0.1	14.8
DW	multi	large	UK-DALE 1, Heart 2	Heart 2	DAE	0.43	0.45	19.7
					NFED	0.43	0.17	17.1
					S2P	0.49	0.09	18.5
					SimpleGRU	0.53	0.2	17.3
					WGRU	0.57	0.13	15.1

Πίνακας Α7: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα Train on many - Open-Heart & Heart για το WM, το FR και το DW θεωρώντας τα Synthetic και τα Open data ως πηγή δεδομένων για το training και τα Heart data για testing.

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	multi	small	Heart 1, 2, 4	Heart 1	DAE	0.25	0.17	15.3
					NFED	0.57	0.07	8.94
					S2P	0.67	0.14	7.4
					SimpleGRU	0.3	0.25	13.28
					WGRU	0.6	0.12	7.11
WM	multi	small	Heart 1, 2, 4	Heart 2	DAE	0.23	0.28	19.14
					NFED	0.62	0.03	9.29
					S2P	0.76	0.16	6.24
					SimpleGRU	0.47	0.19	11.13
					WGRU	0.79	0.01	5.2
WM	multi	large	Heart 1, 2, 4	Heart 1	DAE	0.25	0.2	16.73
					NFED	0.19	0.14	10.21
					S2P	0.11	0.17	8.22
					SimpleGRU	0.64	0.12	6.35
					WGRU	0.71	0.06	5.5
WM	multi	large	Heart 1, 2, 4	Heart 2	DAE	0.24	0.35	20.86
					NFED	0.58	0.11	11.46
					S2P	0.72	0.14	7.59
					SimpleGRU	0.76	0.21	7.11
					WGRU	0.75	0.24	5.47
DW	multi	small	Heart 2, 4	Heart 2	DAE	0.49	0.25	20.08
					NFED	0.46	0.09	16.98
					S2P	0.54	0.19	16.8
					SimpleGRU	0.53	0.23	18
					WGRU	0.55	0.07	14.28
DW	multi	large	Heart 2, 4	Heart 2	DAE	0.49	0.27	20.37
					NFED	0.4	0.12	16.95
					S2P	0.49	0.16	16.23
					SimpleGRU	0.58	0.12	15.08
					WGRU	0.61	0.13	14.9

Πίνακας Α8: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα Train on many - Synthetic-Heart & Heart για το WM, και το DW θεωρώντας τα Synthetic και τα Heart data ως πηγή δεδομένων για το training και τα Heart data για testing.

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	FT	large	UK-DALE 1	Heart 1	DAE	0.37	0.34	15.13
					NFED	0.68	0.2	9.94
					S2P	0.82	0.04	8.44
					SimpleGRU	0.77	0.17	7.76
					WGRU	0.8	0.05	5.92
WM	FT	large	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.28	0.28	15.36
					NFED	0.57	0.17	11.53
					S2P	0.81	0.11	8.3
					SimpleGRU	0.74	0.08	8.12
					WGRU	0.78	0.2	6.7
DW	FT	large	UK-DALE 1	Heart 2	DAE	0.05	0.03	15.81
					NFED	0.4	0.23	15.03
					S2P	0.44	0.25	13.76
					SimpleGRU	0.36	0.02	14.33
					WGRU	0.49	0.04	11.76

Πίνακας A9: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα FT-1 για το WM, και το DW θεωρώντας τα Open και τα Heart data ως πηγή δεδομένων για το fine - tuning και τα Heart data για testing.

Device	Cat.	Vol.	Train	Test	Model	F1s	RETE	MAE
WM	FT	large	Heart 4	Heart 1	DAE	0.23	0.24	15.23
					NFED	0.67	0.4	10.71
					S2P	0.8	0.3	8.98
					SimpleGRU	0.79	0.25	7.91
					WGRU	0.89	0.03	5.68
WM	FT	large	Heart 4	Heart 2	DAE	0.1	0.05	22.12
					NFED	0.63	0.18	9.84
					S2P	0.71	0.35	9.41
					SimpleGRU	0.67	0.13	8.42
					WGRU	0.83	0.2	7.82
DW	FT	large	Heart 4	Heart 2	DAE	0.48	0.05	12.55
					NFED	0.41	0.19	14.23
					S2P	0.45	0.18	14.05
					SimpleGRU	0.48	0.05	12.21
					WGRU	0.55	0.17	10.63

Πίνακας A10: Σύγκριση απόδοσης για το πείραμα FT-2 για το WM, και το DW θεωρώντας τα Synthetic και τα Heart data ως πηγή δεδομένων για το fine-tuning και τα Heart data για testing.

HEART - ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ Τ2ΕΔΚ-03898
«ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ,
ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ»
(ΕΠΑνΕΚ)

ΤΙΤΛΟΣ ΠΑΡΑΔΟΤΕΟΥ
Μοντελοποίηση λειτουργίας ηλεκτρικών
συσκευών