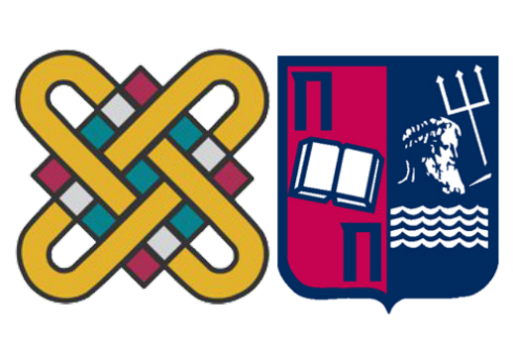
|  |
| --- |
| ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ  ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ YΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  &  ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ  ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ  &  ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΑ  ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ  ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ |



Analysis and Optimization of Smart Building Systems Using Machine Learning and loT Technologies

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

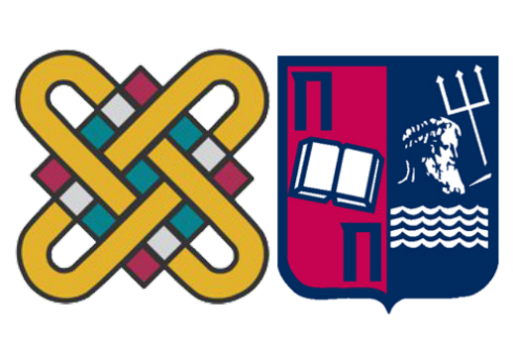
του

ΧΡΗΣΤΟΥ ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΥ   
(ΑΕΜ: 265)

***Επιβλέπων :*** **Άγγελος Μιχάλας**

Καθηγητής

Καστοριά Οκτώβριος - 2025



|  |
| --- |
| ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ  ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ YΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  &  ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ  ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ  &  ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΑ  ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ  ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ |

Analysis and Optimization of Smart Building Systems Using Machine Learning and loT Technologies

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΧΡΗΣΤΟΥ ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΥ   
(ΑΕΜ: 265)

***Επιβλέπων :*** **Άγγελος Μιχάλας**

Καθηγητής

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 18η Οκτωβρίου 2025.

............................

Νικόλαος Δημόκας

Επίκουρος Καθηγητής

............................

Δημήτριος Βέργαδος

Αναπληρωτής Καθηγητής

............................

Άγγελος Μιχάλας

Καθηγητής

Καστοριά Οκτώβριος – 2025

Copyright © 2025 – Χρήστος Αναστασίου

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν αποκλειστικά τον συγγραφέα και δεν αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας.

Ως συγγραφέας της παρούσας εργασίας δηλώνω πως η παρούσα εργασία δεν αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και δεν περιέχει υλικό από μη αναφερόμενες πηγές.

**Ευχαριστίες**

*Εκφράζω την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη σε όλους όσους συνέβαλαν, με τον δικό τους τρόπο, στην ολοκλήρωση της παρούσας μεταπτυχιακής διατριβής. Χωρίς την καθοδήγηση, την ενθάρρυνση και την πίστη στις δυνατότητές μου, το ταξίδι αυτό δε θα ήταν εφικτό.*

*Καθηγητής Άγγελος Μιχάλας – Ο επιβλέπων καθηγητής μου, του οποίου η επιστημονική καθοδήγηση, η εμπιστοσύνη και η αφοσίωση υπήρξαν θεμέλιο για την εξέλιξή μου. Η ικανότητά του να συνδυάζει τη θεωρητική ακρίβεια με την πρακτική διορατικότητα με ενέπνευσε να προσεγγίζω κάθε πρόβλημα με επιστημονική πειθαρχία και δημιουργική σκέψη. Η υπομονή και η στήριξή του αποτέλεσαν πραγματικό σημείο αναφοράς καθ’ όλη τη διάρκεια της έρευνας.*

*Μέλη ΔΕΠ των συνεργαζόμενων Τμημάτων – Ευχαριστώ θερμά τους καθηγητές του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας και του Πανεπιστημίου Πειραιά για τη συμβολή τους στη διαμόρφωση ενός ουσιαστικού ακαδημαϊκού περιβάλλοντος, που ενθαρρύνει την έρευνα και την καινοτομία. Η διάθεσή τους για συνεργασία και ανταλλαγή γνώσης υπήρξε πηγή έμπνευσης.*

*Συμφοιτητές και συνεργάτες – Είμαι ευγνώμων στους συναδέλφους και φίλους που στάθηκαν συνοδοιπόροι στη διαδρομή αυτής της έρευνας. Οι συζητήσεις, οι ιδέες και οι κοινές προσπάθειες έδωσαν βάθος και ζωντάνια σε κάθε στάδιο της εργασίας.*

*IEEE Student Branch – University of Western Macedonia, Kastoria – Ευχαριστώ και πάλι τον Καθηγητή και Counselor Άγγελο Μιχάλα και στους μέντορες Χυτήρη Χρήστο και Γκόλα Κλεοπάτρα, καθώς και σε όλα τα μέλη της ομάδας. Το IEEE Student Branch αποτέλεσε ένα περιβάλλον συνεχούς εξέλιξης, συνεργασίας και τεχνικής αναζήτησης που ενίσχυσε ουσιαστικά την ερευνητική μου πορεία.*

*Η οικογένειά μου – Πάνω απ’ όλα, η βαθύτατη ευγνωμοσύνη μου ανήκει στην οικογένειά μου. Η αδιάκοπη στήριξη, η κατανόηση και η πίστη σας σε μένα ήταν το σταθερό θεμέλιο σε κάθε δυσκολία. Οι θυσίες και η αγάπη σας αποτέλεσαν τη δύναμη πίσω από κάθε βήμα αυτής της διαδρομής.*

*Τέλος, σε όσους αμφέβαλαν ή έθεσαν εμπόδια, αφιερώνω ένα ήσυχο «τα κατάφερα». Οι προκλήσεις σας δεν με αποθάρρυναν — έγιναν το καύσιμο που με ώθησε να συνεχίσω, να μάθω και να εξελιχθώ.*

*Σε όλους όσους στάθηκαν δίπλα μου με εμπιστοσύνη, γνώση ή ενθάρρυνση, ένα ειλικρινές ευχαριστώ. Η συμβολή σας υπήρξε αναπόσπαστο κομμάτι αυτής της διαδρομής και αυτής της επιτυχίας.*

**Περίληψη**

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή εξετάζει τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης (Machine Learning – ML) για την πρόβλεψη και βελτιστοποίηση της ενεργειακής κατανάλωσης σε συστήματα έξυπνων κτιρίων βασισμένα σε τεχνολογίες Internet of Things (IoT). Η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των δικτύων αισθητήρων και η ετερογένεια των δεδομένων που παράγονται σε πραγματικό χρόνο δημιουργούν την ανάγκη για ευέλικτα, ανθεκτικά και ερμηνεύσιμα μοντέλα πρόβλεψης ενέργειας.

Η εργασία επικεντρώνεται στη συγκριτική αξιολόγηση εννέα αλγορίθμων μηχανικής μάθησης — από γραμμικά μοντέλα (Ridge, ElasticNet) και μεθόδους ενίσχυσης συνόλων (Random Forest, XGBoost, LightGBM, CatBoost) έως αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης (LSTM, TCN, Transformer) — χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από πέντε ενεργειακά υποσυστήματα ενός πανεπιστημιακού κτιρίου. Τα δεδομένα προέρχονται από 52 αισθητήρες Z-Wave και καλύπτουν περίοδο 9,5 μηνών, με περισσότερες από 29 εκατομμύρια εγγραφές.

Η ανάλυση βασίστηκε σε αυστηρή μεθοδολογία επικύρωσης τύπου walk-forward, η οποία προσομοιώνει ρεαλιστικές συνθήκες πρόβλεψης σε συστήματα χρονοσειρών. Αξιολογήθηκαν πολλαπλές μετρικές (RMSE, MAE, R², wMAPE, MASE), επιτρέποντας την εξαγωγή τεκμηριωμένων συμπερασμάτων σχετικά με την ανθεκτικότητα, την ακρίβεια και τη γενικευσιμότητα των μοντέλων.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα κανονικοποιημένα γραμμικά μοντέλα διατηρούν υψηλή σταθερότητα και ερμηνευσιμότητα σε θορυβώδη δεδομένα, ενώ τα μοντέλα ενίσχυσης συνόλων επιτυγχάνουν την καλύτερη συνολική απόδοση σε καθαρότερα σήματα. Αντίθετα, οι βαθιές αρχιτεκτονικές εμφάνισαν μειωμένη συνέπεια σε πραγματικά περιβάλλοντα, επιβεβαιώνοντας τη σημασία της σωστής επιλογής μοντέλου ανάλογα με το ενεργειακό πλαίσιο και την ποιότητα των δεδομένων.

Η συμβολή της εργασίας έγκειται στην εμπειρική τεκμηρίωση των αλγορίθμων σε πραγματικά IoT datasets, στη διάθεση αναπαραγώγιμων pipelines ανοιχτού κώδικα και στη διαμόρφωση ενός πρακτικού πλαισίου επιλογής μοντέλων για ενεργειακή πρόβλεψη. Τέλος, προτείνονται μελλοντικές επεκτάσεις με χρήση πολυτροπικών δεδομένων, τεχνικών continual learning και ενσωμάτωσης LLM–RAG συστημάτων για ανάλυση και επεξήγηση ενεργειακής συμπεριφοράς.

***Λέξεις Κλειδιά:*** *Machine Learning, Internet of Things, Smart Buildings, Energy Forecasting, Time Series, Walk-Forward Validation, Deep Learning, XGBoost, Ridge Regression, Building Energy Management Systems (BEMS)*

**Abstract**

*This master's thesis investigates the use of machine learning (ML) techniques to predict and optimize energy demand in intelligent building systems based on Internet of Things (IoT) technologies. The increasing heterogeneity of the sensor network and the real-time data bring about the necessity for energy prediction models that are robust, interpretable, and flexible.*

*The investigation focuses on the comparative evaluation of nine machine learning algorithms — from linear (Ridge, ElasticNet) and ensemble boosting models (Random Forest, XGBoost, LightGBM, CatBoost) to deep architectures (LSTM, TCN, Transformer) — on real data from five energy subsystems of a university building. Data is collected from 52 Z-Wave sensors for 9.5 months, with more than 29 million records.*

*The research was based on a rigorous walk-forward validation methodology, simulating real-world prediction situations in time series systems. A number of different measures (RMSE, MAE, R², wMAPE, MASE) were experimented with, allowing for evidence-based inferences to be made about model robustness, accuracy, and generalizability.*

*Results show that regularized linear models have high interpretability and stability under noisy data, while ensemble models have the optimal overall performance in cleaner signals. Deep architectures, however, showed lower consistency in real conditions, supporting the need to choose the right model depending on the context of energy and quality of data.*

*This work's original contribution is the empirical assessment of algorithms on real IoT datasets, providing reproducible open-source pipelines, and the creation of a pragmatic process of model selection for energy forecasting. Finally, future advancements are proposed based on multimodal data, online learning techniques, and combining LLM–RAG systems for energy behavior analysis and explanation.*

***Key Words:*** *Machine Learning, Internet of Things, Smart Buildings, Energy Forecasting, Time Series, Walk-Forward Validation, Deep Learning, XGBoost, Ridge Regression, Building Energy Management Systems (BEMS)*

**Περιεχόμενα**

[1. Εισαγωγή, Θεωρητικό Υπόβαθρο και Μηχανική Μάθηση 14](#_Toc211431093)

[**1.1** **Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)** 14](#_Toc211431094)

[**1.1.1** **Τύποι Μηχανικής Μάθησης** 15](#_Toc211431095)

[**1.2** **Ευρύ Φάσμα Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης** 16](#_Toc211431096)

[**1.2.1** **Μηχανική Μάθηση στην Υγειονομική Περίθαλψη** 17](#_Toc211431097)

[**1.2.2** **Χρηματοοικονομικά (Finance)** 17](#_Toc211431098)

[**1.2.3** **﻿Ενέργεια και Κτίρια (Energy & Building)** 17](#_Toc211431099)

[**1.3** **Εξέλιξη, Όραμα και Ιστορία της Μηχανικής Μάθησης** 20](#_Toc211431100)

[**1.4** **Εξερευνόντας τα Οφέλη της Μηχανικής Μάθησης** 21](#_Toc211431101)

[**1.5** **Αρχιτεκτονική ML: Τα Στάδια ενός ML Pipeline** 22](#_Toc211431102)

[**1.6** **Κατηγορίες Αλγορίθμων ML** 24](#_Toc211431103)

[**1.7** **Κατηγορίες Αλγορίθμων ML** 27](#_Toc211431104)

[**1.8** **Μετρικές Αξιολόγησης για Regression Tasks** 28](#_Toc211431105)

[2. Έξυπνα Κτίρια, IoT και Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης 30](#_Toc211431106)

[**2.1** **Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων και IoT Τεχνολογίες** 31](#_Toc211431107)

[**2.1.1** **Αρχιτεκτονική Έξυπνων Κτιρίων** 31](#_Toc211431108)

[**2.1.2** **IoT Πρωτόκολλα Επικοινωνίας για Έξυπνα Κτίρια** 32](#_Toc211431109)

[**2.1.3** **Βασικές Πτυχές της Έξυπνης Διαχείρισης Κτιρίων.** 35](#_Toc211431110)

[**2.1.4** **Οφέλη από την Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων** 36](#_Toc211431111)

[**2.2** **Η Ανάγκη για Πρόβλεψη στα Έξυπνα Κτίρια** 38](#_Toc211431112)

[**2.2.1** **Από την Παρακολούθηση στην Πρόβλεψη: Reactive vs Proactive Management** 38](#_Toc211431113)

[**2.2.2** **Χρονικοί Ορίζοντες Πρόβλεψης** 40](#_Toc211431114)

[**2.2.3** **Temporal Granularity και η Επιλογή 5-λεπτης Δειγματοληψίας** 42](#_Toc211431115)

[**2.3** **Η Ανάγκη για Πρόβλεψη στα Έξυπνα Κτίρια** 44](#_Toc211431116)

[**2.3.1** **Επισκόπηση Μεθόδων Πρόβλεψης** 44](#_Toc211431117)

[**2.3.2** **Αλγόριθμοι που αξιολογήθηκαν στην παρούσα έρευνα** 49](#_Toc211431118)

[**2.3.3** **Συγκριτικές Μελέτες από τη Βιβλιογραφία** 50](#_Toc211431119)

[**Κατάταξη Ισχύος (Robustness) Οικογενειών Αλγορίθμων** 50](#_Toc211431120)

[**2.4** **Προκλήσεις Δεδομένων και Προεπεξεργασία σε Πραγματικά IoT Συστήματα** 53](#_Toc211431121)

[**2.4.1** **Ποιότητα Δεδομένων σε Πραγματικές Αναπτύξεις** 53](#_Toc211431122)

[**2.4.2** **Η Προεπεξεργασία που Εφαρμόστηκε** 55](#_Toc211431123)

[**2.4.3** **Σύγκριση με Benchmark Datasets** 58](#_Toc211431124)

[**2.5** **Μετρικές Αξιολόγησης και Μεθοδολογία Validation** 62](#_Toc211431125)

[**2.5.1** **Επιλογή Μετρικής Απόδοσης: wMAPE** 62](#_Toc211431126)

[**2.5.2** **Δευτερεύουσες Μετρικές: SMAPE, MASE, Skill Scores** 63](#_Toc211431127)

[3. Μεθοδολογία 67](#_Toc211431128)

[**3.1** **Περιγραφή Υποδομής και Συλλογή Δεδομένων** 70](#_Toc211431129)

[**3.2** **Καθαρισμός και Προεπεξεργασία Δεδομένων** 71](#_Toc211431130)

[**3.2.1** **Ανίχνευση και Απομάκρυνση Ακραίων Τιμών** 71](#_Toc211431131)

[**3.2.2** **Περικοπή Ακραίων Τιμών με Quantile Clipping** 72](#_Toc211431132)

[**3.2.3** **Συμπλήρωση Ελλιπών Τιμών** 73](#_Toc211431133)

[**3.2.4** **Κανονικοποίηση και Κλιμάκωση Δεδομένων** 73](#_Toc211431134)

[**3.2.5** **Διασφάλιση Ποιότητας Δεδομένων** 73](#_Toc211431135)

[**3.3** **Μηχανική Χαρακτηριστικών (Feature Engineering)** 74](#_Toc211431136)

[**3.3.1** **Χαρακτηριστικά Υστέρησης (Lag Features)** 74](#_Toc211431137)

[**3.3.2** **Όροι Fourier** 75](#_Toc211431138)

[**3.3.3** **Κινητά Στατιστικά (Rolling Statistics)** 75](#_Toc211431139)

[**3.3.4** **Δια-μεταβλητές Αλληλεπιδράσεις (Cross-variable Interactions)** 76](#_Toc211431140)

[**3.3.5** **Μείωση Διαστασιμότητας (Dimensionality Reduction)** 76](#_Toc211431141)

[**3.4** **Πολιτικές Προεπεξεργασίας** 76](#_Toc211431142)

[**3.4.1** **Μοντέλα Βασισμένα σε Δέντρα** 77](#_Toc211431143)

[**3.4.2** **Γραμμικά Μοντέλα και Κανονικοποίηση** 77](#_Toc211431144)

[**3.4.3** **Μοντέλα Βαθιάς Μάθησης** 77](#_Toc211431145)

[**3.4.4** **Δια-Μοντελική Συνοχή (Cross-Model Consistency)** 77](#_Toc211431146)

[**3.5** **Πειραματική Διάταξη** 78](#_Toc211431147)

[**3.5.1** **Πρωτόκολλο Επικύρωσης** 78](#_Toc211431148)

[**3.5.2** **Μετρικές Απόδοσης** 80](#_Toc211431149)

[**3.5.3** **Αναπαραγωγιμότητα** 80](#_Toc211431150)

[**3.6** **Εξωτερική Επικύρωση** 80](#_Toc211431151)

[**3.6.1** **Μεταφορά Μάθησης και Προσαρμογή Πεδίων** 81](#_Toc211431152)

[**3.6.2** **Επεξηγησιμότητα και Ερμηνεία Μοντέλων** 81](#_Toc211431153)

[**3.6.3** **Συγκριτική Αξιολόγηση** 81](#_Toc211431154)

[4. Πειραματικά Αποτελέσματα και Ανάλυση 81](#_Toc211431155)

[**4.1** **Επισκόπηση Πειραματικού Πλαισίου** 81](#_Toc211431156)

[**4.2** **Συνολικά Αποτελέσματα Απόδοσης** 83](#_Toc211431157)

[**4.2.1** **Επίδραση Ορίζοντα Πρόβλεψης** 85](#_Toc211431158)

[**4.2.2** **Σύνοψη Βασικών Ευρημάτων** 85](#_Toc211431159)

[**4.3** **Ανάλυση ανά Σύστημα** 86](#_Toc211431160)

[**4.3.1** **Σύστημα ZWave2 Computers (Γραφείο Καθηγητών)** 86](#_Toc211431161)

[**4.3.2** **Σύστημα Node 016 Miranet (Αισθητήρας Εργαστηρίου)** 88](#_Toc211431162)

[**4.3.3** **Σύστημα UPS (WavePlug UPS - Εργαστήριο)** 91](#_Toc211431163)

[**4.3.4** **Σύστημα Server (Node 031 Server)** 93](#_Toc211431164)

[**4.3.5** **Σύστημα ZW095 Multi-Phase** 95](#_Toc211431165)

[**4.4** **Σύγκριση Αλγορίθμων** 97](#_Toc211431166)

[**4.5** **Ανάλυση Ορίζοντα Πρόβλεψης** 100](#_Toc211431167)

[**4.6** **Ανάλυση Οικονομικού Αντικτύπου** 102](#_Toc211431168)

[**4.6.1** **Αποτελέσματα: Συντηρητικό Σενάριο και Ανάλυση ανά Σύστημα** 102](#_Toc211431169)

[**4.6.2** **Σύγκριση με Βιβλιογραφία και *Benchmarking*** 106](#_Toc211431170)

[**4.6.3** **Σύνοψη Οικονομικού Αντικτύπου** 108](#_Toc211431171)

[**4.7** **Σύνοψη Κεφαλαίου** 110](#_Toc211431172)

[5. Ερμηνεία και Συμβολή της Έρευνας 111](#_Toc211431173)

[**5.1** **Απαντήσεις στα Ερευνητικά Ερωτήματα του Κεφαλαίου 2** 111](#_Toc211431174)

[**5.2** **Ερμηνεία και Επιπτώσεις των Ευρημάτων** 116](#_Toc211431175)

[**5.2.1** **Γιατί τα Γραμμικά Μοντέλα Υπερτερούν σε Πραγματικά IoT Περιβάλλοντα** 116](#_Toc211431176)

[**5.2.2** **Γιατί τα Transformers Απέτυχαν σε Πραγματικά IoT Δεδομένα** 117](#_Toc211431177)

[**5.3** **Σύγκριση με τη Βιβλιογραφία και Συμβολή της Εργασίας** 119](#_Toc211431178)

[**5.3.1** **Σύγκριση με Πρόσφατες Μελέτες (2022-2025)** 119](#_Toc211431179)

[**5.3.2** **Μοναδική Συμβολή της Παρούσας Εργασίας** 119](#_Toc211431180)

[**5.3.3** **Αναδεικνύοντας το Χάσμα: Benchmarks vs Πραγματικότητα** 120](#_Toc211431181)

[**5.4** **Περιορισμοί και Μελλοντικές Κατευθύνσεις** 121](#_Toc211431182)

[**5.4.2** **Μελλοντικές Κατευθύνσεις Έρευνας** 122](#_Toc211431183)

[**5.5** **Σύνοψη Κεφαλαίου** 123](#_Toc211431184)

[Συμπεράσματα 125](#_Toc211431185)

[Αναφορές 129](#_Toc211431186)

[Παράρτημα Κώδικα 134](#_Toc211431187)

**Λίστα Σχημάτων**

[Εικόνα 1 - Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση 14](#_Toc211431188)

[Εικόνα 2 - Τύποι Μηχανικής Μάθησης 16](#_Toc211431189)

[Εικόνα 3 - Πραγματικές εφαρμογές της Mηχανικής Mάθησης 19](#_Toc211431190)

[Εικόνα 4 - Σημαντικοί Χρόνικοί περίοδοι για την Μηχανική Μάθηση 20](#_Toc211431191)

[Εικόνα 5 - Κορυφαία Framewors Mηχανικής Mάθησης 28](#_Toc211431192)

[Εικόνα 6 - Μετρικές Αξιολόγησης για Regression Tasks 28](#_Toc211431193)

[Εικόνα 7 - Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων 31](#_Toc211431194)

[Εικόνα 8 - Αρχιτεκτονική Έξυπνων Κτιρίων 32](#_Toc211431195)

[Εικόνα 9 - Z-Wave IoT Technology 35](#_Toc211431196)

[Εικόνα 10 - Σύγκριση Αλγορίθμων - ZWave2 Computers 87](#_Toc211431197)

[Εικόνα 11 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (LightGBM) - ZWave2 Computers, 3 ημέρες 88](#_Toc211431198)

[Εικόνα 12 Η "Μεγάλη Ανατροπή" - Γραμμικά vs Δέντρα (Miranet) 90](#_Toc211431199)

[Εικόνα 13 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (Ridge) - Miranet, 3 ημέρες 90](#_Toc211431200)

[Εικόνα 14 - Σύγκριση Αλγορίθμων - WavePlug UPS 92](#_Toc211431201)

[Εικόνα 15 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (Ridge) - UPS, 3 ημέρες 92](#_Toc211431202)

[Εικόνα 16 - Σύγκριση R² σε Όλα τα Συστήματα - UPS Πρωτεύει με 0,972 93](#_Toc211431203)

[Εικόνα 17 - Σύγκριση Αλγορίθμων - Node 031 Server (Νικητής KNN) 94](#_Toc211431204)

[Εικόνα 18 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (k-NN) - Server, 3 ημέρες 94](#_Toc211431205)

[Εικόνα 19 - Το Παράδοξο του Server - wMAPE vs R² για Όλα τα Συστήματα 95](#_Toc211431206)

[Εικόνα 20 - Σύγκριση Καναλιών - ZW095 watts 96](#_Toc211431207)

[Εικόνα 21 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (ElasticNet) - ZW095, 3 ημέρες 96](#_Toc211431208)

[Εικόνα 22 - Σύγκριση Πολυκαναλικού - watts (27,71%) vs amps (0,43%) 97](#_Toc211431209)

[Εικόνα 23 - Γενική Κατάταξη Αλγορίθμων - Απόδοση & Αξιοπιστία 99](#_Toc211431210)

[Εικόνα 24 - Σύγκριση 4 Συστημάτων - Καλύτερα Μοντέλα 99](#_Toc211431211)

[Εικόνα 25 - Heatmap Απόδοσης - Αλγόριθμοι ανά Σύστημα 100](#_Toc211431212)

[Εικόνα 26 - Υποβάθμιση Απόδοσης ως προς τον Ορίζοντα Πρόβλεψης 101](#_Toc211431213)

[Εικόνα 27 - Οικονομική εξοικονόμηση ανά σενάριο 105](#_Toc211431214)

[Εικόνα 28 - Ανάλυση ανά σύστημα (Συντηρητικό Σενάριο) 106](#_Toc211431215)

[Εικόνα 29 - Σύγκριση κατανάλωσης Baseline έναντι βελτιστοποιημένης 108](#_Toc211431216)

[Εικόνα 30 - Πρόβλεψη Επεκτασιμότητας 109](#_Toc211431217)

**Λίστα Πινάκων**

[Πίνακας 1 - 8 Διαφορετικοί Χρονικοί Ορίζοντες για τις Κατηγορίες VSTLF, STLF και MTLF 42](#_Toc211431218)

[Πίνακας 2 - Σύγκριση Οικογενειών Μεθόδων 48](#_Toc211431219)

[Πίνακας 3 - Κατάταξη Ισχύος Οικογενειών Αλγόρίθμων 50](#_Toc211431220)

[Πίνακας 4 - Συγκριτικός Πίνακας Datasets 60](#_Toc211431221)

[Πίνακας 5 - Σενάρια Επεξεργασίας Μηχανικής Μάθησης με το Dataset 61](#_Toc211431222)

[Πίνακας 6 - Σύγκριση με άλλες δημοφιλείς μετρικές 63](#_Toc211431223)

[Πίνακας 7 - Κριτήρια Αποδοχής 63](#_Toc211431224)

[Πίνακας 8 - Σύγκριση με άλλες μεθόδους 66](#_Toc211431225)

[Πίνακας 9 - Τυπική Τάση 67](#_Toc211431226)

[Πίνακας 10 - Επισκόπηση Μεθοδολογίας - Μέρος Α: Προεπεξεργασία και Feature Engineering 69](#_Toc211431227)

[Πίνακας 11 - Επισκόπηση Μεθοδολογίας - Μέρος Β: Εκπαίδευση Μοντέλων και Αξιολόγηση 69](#_Toc211431228)

[Πίνακας 12 - Τελικές Υπερπαράμετροι ανά Αλγόριθμο 80](#_Toc211431229)

[Πίνακας 13 - Συγκεντρωτιιή Απόδοση 5 ΙοΤ Συστημάτων (Ορίζοντας 5 λεπτών) 83](#_Toc211431230)

[Πίνακας 14 - Ποσοστά Επιτυχίας Αλγορίθμων (528 Αξιολογήσεις) 84](#_Toc211431231)

[Πίνακας 15 - Μέση Απόδοση ανά Ορίζοντα Πρόβλεψης (wMAPE %) 85](#_Toc211431232)

[Πίνακας 16 - Απόδοση Αλγορίθμων στο σύστημα ZWave 2 Computers (Ορίζοντας 5 λεπτών) 87](#_Toc211431233)

[Πίνακας 17 - Απόδοση Αλγορίθμων στο Σύστημα Node 016 Miranet (Ορίζοντας 5 λεπτών) 89](#_Toc211431234)

[Πίνακας 18 - Ανάλυση Οικονομικού Αντικτύπου ανά Σύστημα 104](#_Toc211431235)

[Πίνακας 19 - Οικονομικός Αντίκτυπος ανά Σενάριο Υλοποίησης 105](#_Toc211431236)

[Πίνακας 20 - Σύγκριση με Πρόσφατη Βιβλιογραφία (2022-2025) 107](#_Toc211431237)

[Πίνακας 21 - Υποβάθμιση Απόδοσης ανά Ορίζοντα (wMAPE %) 112](#_Toc211431238)

[Πίνακας 22 - Βέλτιστος Αλγόριθμος ανά Τύπο Φορτίου 113](#_Toc211431239)

[Πίνακας 23 - Tree-Based vs Deep Learning 115](#_Toc211431240)

[Πίνακας 24 - Συνοπτικές Απαντήσεις 116](#_Toc211431241)

[Πίνακας 25 - Σύγκριση με σχετική βιβλιογραφία 119](#_Toc211431242)

**Εισαγωγή**

Η συνεχής αύξηση της ενεργειακής κατανάλωσης στα κτίρια και η παράλληλη διείσδυση του Internet of Things (IoT) έχουν αλλάξει ριζικά το τοπίο της ενεργειακής διαχείρισης. Τα σύγχρονα “έξυπνα κτίρια” αποτελούν πολύπλοκα, δυναμικά συστήματα στα οποία αλληλεπιδρούν εκατοντάδες αισθητήρες, συσκευές και υποσυστήματα. Η πρόκληση πλέον δεν είναι μόνο η συλλογή δεδομένων, αλλά η αξιοποίησή τους για να προβλέπεται και να βελτιστοποιείται η ενεργειακή συμπεριφορά σε πραγματικό χρόνο.

Παρά την πρόοδο των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, η πλειονότητα των ερευνητικών προσεγγίσεων βασίζεται ακόμη σε “καθαρά” και στατικά datasets, μακριά από τη χαοτική πραγματικότητα των λειτουργούντων IoT εγκαταστάσεων. Τα μοντέλα που επιτυγχάνουν εντυπωσιακές επιδόσεις σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα συχνά αποτυγχάνουν όταν εκτεθούν σε θόρυβο, ασυνέχειες ή ελλείψεις δεδομένων. Έτσι, προκύπτει ένα χάσμα μεταξύ θεωρητικής έρευνας και πρακτικής εφαρμογής, το οποίο αποτελεί το κύριο κίνητρο της παρούσας διατριβής.

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η διερεύνηση και η βαθμονόμηση έξυπνων συστημάτων κτιρίων μέσω της εφαρμογής τεχνικών μηχανικής μάθησης και τεχνολογιών IoT, με έμφαση στην ρεαλιστική απόδοση των μοντέλων σε πραγματικά δεδομένα. Για τον σκοπό αυτό, αξιολογούνται εννέα διαφορετικοί αλγόριθμοι, που εκτείνονται από γραμμικές προσεγγίσεις έως πρόσφατα μοντέλα βαθιάς μάθησης, σε δεδομένα αισθητήρων από πέντε ενεργειακά υποσυστήματα ενός πανεπιστημιακού κτιρίου με πάνω από 29 εκατομμύρια μετρήσεις αισθητήρων. Η ανάλυση βασίζεται σε αυστηρές διαδικασίες επικύρωσης walk-forward, που επιτρέπουν την κατάλληλη δοκιμή της γενικευσιμότητας και της ανθεκτικότητας των μοντέλων.

Η έρευνα επιχειρεί να απαντήσει σε τρία θεμελιώδη ερωτήματα:

* Πώς συμπεριφέρονται διαφορετικές κατηγορίες αλγορίθμων (γραμμικά, ensemble, deep) σε πραγματικά θορυβώδη δεδομένα;
* Ποιοι παράγοντες – ποιότητα δεδομένων, χρονικός ορίζοντας, μεταβλητότητα φορτίου – επηρεάζουν τη σταθερότητα των προβλέψεων;
* Μπορεί να διαμορφωθεί ένα πρακτικό πλαίσιο επιλογής μοντέλων για εφαρμογές ενεργειακής πρόβλεψης σε IoT περιβάλλοντα;

Η απάντηση στα παραπάνω βασίζεται σε μια συνδυαστική μεθοδολογία: ανάλυση δεδομένων, πειραματική σύγκριση αλγορίθμων, και ερμηνεία αποτελεσμάτων σε επιχειρησιακό πλαίσιο. Η εργασία δεν περιορίζεται στη στατιστική σύγκριση των μοντέλων, αλλά διερευνά και το γιατί ορισμένες προσεγγίσεις αποτυγχάνουν, αναδεικνύοντας τη σημασία της προεπεξεργασίας, της επιλογής χαρακτηριστικών και της σωστής επικύρωσης.  
  
Η διατριβή έχει δύο συνεισφορές. Σε επιστημονικό επίπεδο, παρέχει εμπειρικά στοιχεία για την απόδοση των αλγορίθμων ML σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας. Σε τεχνολογικό επίπεδο, παρέχει μια ανοιχτή πηγή αναπαραγώγιμης υποδομής συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων IoT που μπορεί να χρησιμεύσει ως αναφορά για μελλοντική έρευνα και εφαρμογές.  
  
Σε ένα περιβάλλον όπου η ενεργειακή απόδοση αποτελεί πλέον στρατηγική προτεραιότητα, η παρούσα εργασία επιδιώκει να προσφέρει όχι μόνο τεχνικά αποτελέσματα, αλλά και μια πιο ρεαλιστική θεώρηση της τεχνητής νοημοσύνης στην πράξη: λιγότερη έμφαση στη θεωρητική “υπεροχή” των μοντέλων και περισσότερη στην ανθεκτικότητα, τη διαφάνεια και τη χρησιμότητα σε πραγματικά δεδομένα. Η ουσία της συμβολής της δεν είναι απλώς η πρόβλεψη, αλλά η κατανόηση — πώς μαθαίνει, πού αποτυγχάνει και πώς βελτιώνεται ένα ευφυές σύστημα μέσα στον πραγματικό κόσμο.

# Εισαγωγή, Θεωρητικό Υπόβαθρο και Μηχανική Μάθηση

## **Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)**

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning – ML) αποτελεί έναν από τους ταχύτερα εξελισσόμενους κλάδους της Επιστήμης των Υπολογιστών και της Τεχνητής Νοημοσύνης [1] [2] [3]. Σύμφωνα με πρόσφατες ακαδημαϊκές επισκοπήσεις [2],η Μηχανική Μάθηση ορίζεται ως ένα σύνολο τεχνικών που επιτρέπει στους υπολογιστές να μαθαίνουν από δεδομένα χωρίς να προγραμματίζονται ρητά, αναγνωρίζοντας αυτόματα πρότυπα, προβλέποντας μελλοντικά δεδομένα ή λαμβάνοντας αποφάσεις υπό συνθήκες αβεβαιότητας χρησιμοποιώντας μαθηματικές και στατιστικές μεθόδους [1]. Η Μηχανική Μάθηση αποτελεί σημαντικό κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης που ασχολείται με την ανάπτυξη αλγορίθμων ικανών να «μαθαίνουν» από δεδομένα και να βελτιώνουν την απόδοσή τους χωρίς ρητή ανθρώπινη καθοδήγηση [2]. Σε αντίθεση με παραδοσιακές προσεγγίσεις όπου ο μηχανικός αποτυπώνει τη γνώση σε μαθηματικά μοντέλα, η μηχανική μάθηση βασίζεται σε μεγάλες βάσεις δεδομένων (datasets) και αυτοματισμούς εκμάθησης [1]. Σύμφωνα με την IBM, η Μηχανική Μάθηση είναι το υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης (AI) που εστιάζει σε αλγορίθμους οι οποίοι μπορούν να "μαθαίνουν" τα πρότυπα των δεδομένων εκπαίδευσης και, στη συνέχεια, να κάνουν ακριβείς προβλέψεις για νέα δεδομένα [4]. Η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει τη μάθηση από δεδομένα εκπαίδευσης (training data) και στη συνέχεια την εφαρμογή αυτών των γνώσεων σε νέα, αόρατα δεδομένα (test data) [5].

A diagram of machine learning

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 1 - Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

**Πηγή:** [**https://www.fsm.ac.in/blog/an-introduction-to-machine-learning-its-importance-types-and-applications/**](https://www.fsm.ac.in/blog/an-introduction-to-machine-learning-its-importance-types-and-applications/)

Ο πυρήνας της μηχανικής μάθησης βασίζεται στην ικανότητα γενίκευσης, η οποία είναι η θεμελιώδης ικανότητα ενός μοντέλου να εφαρμόζει όσα έχει μάθει από τα δεδομένα εκπαίδευσης σε δεδομένα που δεν έχει δει [3]. Τα δεδομένα χωρίζονται ρητά σε σύνολα εκπαίδευσης και σύνολα δοκιμών: το μοντέλο εκπαιδεύεται στο σύνολο εκπαίδευσης και στη συνέχεια αξιολογείται η ικανότητά του να αναπαράγει σωστά αποτελέσματα στο σύνολο δοκιμών ως μέτρο της γενίκευσης και της ακρίβειάς του [2] [3]. Η κεντρική διάκριση μεταξύ εκπαίδευσης και συμπερασμού είναι θεμελιώδης: η εκπαίδευση αναφέρεται στη φάση όπου ένα μοντέλο αναλύει τα προετοιμασμένα δεδομένα για να μάθει τις σχέσεις (σχεδιάζοντας/βελτιστοποιώντας τις παραμέτρους του μοντέλου), ενώ ο συμπερασμός (ή η δοκιμή/ανάπτυξη) αναφέρεται στη φάση όπου το εκπαιδευμένο μοντέλο χρησιμοποιείται για να κάνει προβλέψεις/αποφάσεις σχετικά με νέα δεδομένα [3].

### **Τύποι Μηχανικής Μάθησης**

1. **Εποπτευόμενη Μάθηση:** Στην εποπτευόμενη μάθηση, το μοντέλο εκπαιδεύεται με επιλεγμένα δεδομένα, δηλαδή δεδομένα όπου η σωστή απάντηση (στόχος) είναι ήδη γνωστή. Το μοντέλο μαθαίνει να αντιστοιχίζει εισόδους με εξόδους παρατηρώντας παραδείγματα. Αυτή η κατηγορία χωρίζεται σε εργασίες παλινδρόμησης (πρόβλεψη συνεχών τιμών, π.χ. τιμές ακινήτων) και εργασίες ταξινόμησης (πρόβλεψη κατηγοριών, π.χ. spam/όχι spam). Αλγόριθμοι όπως η γραμμική παλινδρόμηση, τα δέντρα αποφάσεων και τα νευρωνικά δίκτυα ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία [5].
2. **Μη εποπτευόμενη μάθηση:** Στη μη εποπτευόμενη μάθηση, το μοντέλο εκπαιδεύεται σε μη επισημασμένα δεδομένα και προσπαθεί να ανακαλύψει κρυφές δομές ή μοτίβα. Δεν υπάρχει προκαθορισμένη σωστή απάντηση [2]. Οι κύριες εφαρμογές περιλαμβάνουν την ομαδοποίηση (ομαδοποίηση παρόμοιων δεδομένων, π.χ. τμηματοποίηση πελατών) και τη μείωση της διαστατικότητας (μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών με διατήρηση των σημαντικών πληροφοριών). Αλγόριθμοι όπως η ομαδοποίηση k-means και η ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA) ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία [3].
3. **Ενισχυτική μάθηση:** Στην ενισχυτική μάθηση, ένας πράκτορας μαθαίνει να λαμβάνει αποφάσεις αλληλεπιδρώντας με ένα περιβάλλον. Λαμβάνει ανταμοιβές ή κυρώσεις με βάση τις ενέργειές του και μαθαίνει μια πολιτική που μεγιστοποιεί τη μακροπρόθεσμη ανταμοιβή. Χρησιμοποιείται ευρέως στη ρομποτική, στα παιχνίδια (π.χ. AlphaGo) και στα αυτόνομα συστήματα [6].

**Ποιότητα δεδομένων και σχέση ML-AI:** Η ποιότητα των δεδομένων είναι θεμελιώδης για την επιτυχία των συστημάτων ML. Επειδή οι μέθοδοι ML αναγνωρίζουν αυτόνομα μοτίβα από τα δεδομένα, η αντιπροσωπευτικότητα, η επισήμανση, η επιλογή χαρακτηριστικών, η κλιμάκωση και η συνολική ποιότητα των δεδομένων καθορίζουν άμεσα τη μάθηση, την ακρίβεια και την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου. Τα δεδομένα χαμηλής ποιότητας απαιτούν επαναληπτικές βελτιώσεις (αλλαγές χαρακτηριστικών, κλιμάκωση, περισσότερα/καθαρότερα δεδομένα) για να επιτευχθεί αποδεκτή ακρίβεια. Όσον αφορά τη σχέση μεταξύ ML και τεχνητής νοημοσύνης, η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος/υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης: η τεχνητή νοημοσύνη είναι ο ευρύτερος τομέας της δημιουργίας μηχανών/προγραμμάτων που εκτελούν εργασίες που απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη, ενώ η ML (και η βαθιά μάθηση) είναι οι κυρίαρχες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης που δημιουργούν αναλυτικά μοντέλα από δεδομένα, επιτρέποντας στα συστήματα να μαθαίνουν και να εκτελούν ευφυείς εργασίες με ελάχιστη καθοδήγηση από τον άνθρωπο [5].

A group of people with different colored squares

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 2 - Τύποι Μηχανικής Μάθησης

Πηγή: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-machine-learning/>

## **Ευρύ Φάσμα Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης**

Η μηχανική μάθηση έχει πλέον διεισδύσει σε όλους τους επιστημονικούς και τεχνολογικούς τομείς, αλλάζοντας τον τρόπο με τον οποίο προσεγγίζουμε τα δεδομένα και επιλύουμε σύνθετα προβλήματα. Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης «μαθαίνουν» από τεράστιες ποσότητες πληροφοριών —δεδομένων— και εξάγουν πρακτικές και χρήσιμες γνώσεις που οδηγούν σε καινοτομίες, πολλές από τις οποίες φαινόταν αδύνατες πριν από μια δεκαετία.

### **Μηχανική Μάθηση στην Υγειονομική Περίθαλψη**

Στον τομέα της ιατρικής, η μηχανική μάθηση έχει φέρει επανάσταση, προσφέροντας νέα μέσα για την αντιμετώπιση ζωτικών προβλημάτων. Εφαρμόζεται σε μεγάλο αριθμό σημαντικών τομέων: από τη διάγνωση ασθενειών σε πρώιμο στάδιο και την πρόβλεψη της εξέλιξης της νόσου έως την προσαρμογή του θεραπευτικού σχήματος [7]. Συγκεκριμένα, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης σαρώνουν ιατρικές εικόνες (ακτινογραφίες, μαγνητικές τομογραφίες, αξονικές τομογραφίες) για την ανίχνευση καρκίνου με ακρίβεια που, στην πλειονότητα των περιπτώσεων, υπερβαίνει εκείνη των συμβατικών μεθόδων, ενώ τα προγνωστικά μοντέλα καθορίζουν τον κίνδυνο εμφάνισης χρόνιων ασθενειών, όπως ο διαβήτης και οι καρδιαγγειακές παθήσεις [7]. Η εξατομικευμένη ιατρική χρησιμοποιεί τη μηχανική μάθηση για να προσαρμόζει τις θεραπείες με βάση το γενετικό υλικό, το ιατρικό ιστορικό και τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του ασθενούς. Αυτή η διαδικασία μπορεί να διαρκέσει ημέρες ή εβδομάδες για να κατανοηθεί και, ακόμη και τότε, απαιτεί πολυάριθμους ταυτόχρονους ελέγχους από εξειδικευμένους εμπειρογνώμονες στην αναγνώριση προτύπων. Έτσι, η μηχανική μάθηση και η ιατρική είναι πλέον δύο αλληλένδετα στοιχεία, όπου το ένα βοηθά το άλλο να λειτουργήσει, με τον ασθενή να είναι ο τελικός δικαιούχος.

### **Χρηματοοικονομικά (Finance)**

Ο χρηματοοικονομικός τομέας (fintech) είναι ένας από τους πρωτοπόρους στην υιοθέτηση της μηχανικής μάθησης. Οι ML αλγόριθμοι αναλύουν τεράστιους όγκους δεδομένων σε πραγματικό χρόνο για την ανίχνευση απάτης, την αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας, τις αλγοριθμικές συναλλαγές και τη διαχείριση κινδύνων [8]. Για παράδειγμα, τα συστήματα ανίχνευσης απάτης εξετάζουν συνεχώς τα μοτίβα συναλλαγών σε παγκόσμιο επίπεδο σε πραγματικό χρόνο, εντοπίζοντας ύποπτες δραστηριότητες πριν ολοκληρωθούν οι δόλιες συναλλαγές. Τα μοντέλα αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας προσφέρουν πιο ακριβείς εκτιμήσεις από τις συμβατικέ μεθόδους, ενώ στις χρηματοοικονομικές αγορές, οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης επεξεργάζονται τεράστιες ποσότητες δεδομένων σε χιλιοστά του δευτερολέπτου, εντοπίζοντας και αξιοποιώντας τις ευκαιρίες καθώς προκύπτουν [8].

### **﻿Ενέργεια και Κτίρια (Energy & Building)**

Ο κατασκευαστικός τομέας —και ειδικότερα τα έξυπνα κτίρια— σε συνδυασμό με την ενέργεια, αποτελεί έναν κρίσιμο τομέα εφαρμογής της μηχανικής μάθησης. Αυτό ισχύει ακόμη περισσότερο σήμερα, καθώς αντιμετωπίζουμε την κλιματική αλλαγή και προσπαθούμε να επιτύχουμε τους στόχους μας για βιωσιμότητα. Εξάλλου, η ενέργεια είναι η κινητήρια δύναμη της σύγχρονης κοινωνίας [9]. Τα κτίρια —τόσο κατά την κατασκευή όσο και κατά τη λειτουργία τους— ευθύνονται για σχεδόν το ένα τρίτο των παγκόσμιων εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου [10]. Αυτό τα καθιστά έναν από τους κύριους παράγοντες που συμβάλλουν στην κλιματική αλλαγή. Για τον λόγο αυτό, υπάρχει πλέον επείγουσα ανάγκη υιοθέτησης στρατηγικών ενεργειακής απόδοσης και βιώσιμων πρακτικών —από τον αρχικό σχεδιασμό και την επιλογή των υλικών έως την καθημερινή λειτουργία των κτιρίων [1] [2] [10].

Παρά την τεράστια κατανάλωση ενέργειας από τον τομέα των κτιρίων, η αξιοποίηση της ενέργειας στερείται αποδοτικότητας. Ωστόσο, η επιδέξια διαχείριση ενέργειας έχει τη δυνατότητα να μειώσει την ενεργειακή κατανάλωση των κτιρίων κατά σχεδόν 30% [9]. Οι στρατηγικές αυτές ενισχύουν την ενεργειακή απόδοση και τη θερμική άνεση, μειώνουν τη συνολική κατανάλωση ενέργειας και μειώνουν σημαντικά τις εκπομπές CO₂ [5]. Η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων αναδεικνύεται ως μια κεντρική στρατηγική στην ενίσχυση της ενεργειακής απόδοσης, επιτρέποντας την αξιολόγηση διαφόρων επιλογών σχεδιασμού κτιρίων και επιχειρησιακών στρατηγικών με βάση αρχές ενεργειακής απόδοσης.

Η Εξέλιξη της Έρευνας σε ML για Building Energy: Από το 2013, η έρευνα για την πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων με χρήση Μηχανικής Μάθησης έχει αναπτυχθεί ταχέως [9]. Μια ολοκληρωμένη επισκόπηση 431 άρθρων που δημοσιεύθηκαν μεταξύ 2012 και 2023 αποκάλυψε ότι οι δημοσιεύσεις σε αυτόν τον τομέα έχουν δείξει σημαντική ανάπτυξη από το 2018, αν και ο αριθμός των άρθρων έχει σταθεροποιηθεί τα τελευταία δύο χρόνια [2] [9].

Τύποι μοντέλων και μεθοδολογίες: Στη βιβλιογραφία έχουν μελετηθεί διάφορα μοντέλα για την πρόβλεψη της κατανάλωσης ενέργειας σε κτίρια [1]. Υπάρχουν τρεις κύριες κατηγορίες: μοντέλα λευκού κουτιού που βασίζονται σε θερμοδυναμικές αρχές, μοντέλα μαύρου κουτιού που βασίζονται αποκλειστικά σε δεδομένα (ML) και μοντέλα γκρι κουτιού που συνδυάζουν και τις δύο προσεγγίσεις [9]. Από αυτά, τα μοντέλα μαύρου κουτιού που βασίζονται σε δεδομένα έχουν προσελκύσει ιδιαίτερο ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια. Το πλεονέκτημά τους είναι ότι δεν απαιτούν λεπτομερή θερμοδυναμική μοντελοποίηση, αλλά χρησιμοποιούν αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που αναλύουν μεγάλα σύνολα δεδομένων, εντοπίζουν μοτίβα και κάνουν αυτοματοποιημένες προβλέψεις.

Κύριες Εφαρμογές ML στον Ενεργειακό Τομέα Κτιρίων: Η πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης αποτελεί την πιο διαδεδομένη εφαρμογή ML στα κτίρια [11]. Τα μοντέλα ML μπορούν να προβλέψουν load profiles για βελτιστοποίηση των Building Energy Management Systems (BEMS), επιτρέποντας την προληπτική λήψη αποφάσεων και τον καλύτερο σχεδιασμό ενεργειακών πόρων. Επιπλέον, η ML επιτρέπει την ισορροπία παραγωγής-ζήτησης σε έξυπνα δίκτυα, την πρόβλεψη βλαβών σε HVAC συστήματα (predictive maintenance), την πρόβλεψη της παραγωγής ανανεώσιμης ενέργειας, και την αυτοματοποίηση της απόκρισης σε demand response σήματα [12].

Η παρούσα ερευνητική εργασία εντάσσεται άμεσα σε αυτό το δυναμικό πεδίο, εξετάζοντας την πρακτική εφαρμογή και την ανθεκτικότητα εννέα διαφορετικών αλγορίθμων ML (από γραμμικά μοντέλα έως Transformers) στην πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης πέντε ετερογενών υποσυστημάτων κτιρίου. Χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από 52 αισθητήρες Z-Wave που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια 9.5 μηνών (>29 εκατομμύρια εγγραφές), η διατριβή συμβάλλει στην αντιμετώπιση πολλών από τα ερευνητικά κενά που προσδιορίστηκαν στη βιβλιογραφία, συγκεκριμένα την ανθεκτικότητα μοντέλων σε θορυβώδη δεδομένα, την εφαρμογή σε ετερογενή υποσυστήματα, και την πρακτική χρησιμότητα της walk-forward validation σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας [12].

Η παρούσα ερευνητική εργασία εντάσσεται άμεσα σε αυτό το δυναμικό πεδίο, εξετάζοντας την πρακτική εφαρμογή και την ανθεκτικότητα εννέα διαφορετικών αλγορίθμων ML (από γραμμικά μοντέλα έως Transformers) στην πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης πέντε ετερογενών υποσυστημάτων κτιρίου. Χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από 52 αισθητήρες Z-Wave που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια 9.5 μηνών (>29 εκατομμύρια εγγραφές), η διατριβή συμβάλλει στην αντιμετώπιση πολλών από τα ερευνητικά κενά που προσδιορίστηκαν στη βιβλιογραφία, συγκεκριμένα την ανθεκτικότητα μοντέλων σε θορυβώδη δεδομένα, την εφαρμογή σε ετερογενή υποσυστήματα, και την πρακτική χρησιμότητα της walk-forward validation σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

A group of colorful squares with text

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 3 - Πραγματικές εφαρμογές της Mηχανικής Mάθησης

Πηγή: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-machine-learning/>

## **Εξέλιξη, Όραμα και Ιστορία της Μηχανικής Μάθησης**

Η ιστορία της μηχανικής μάθησης εκτείνεται σε περισσότερες από επτά δεκαετίες και δείχνει πώς αυτή η τεχνολογία έχει εξελιχθεί με την πάροδο του χρόνου — από τις πρώτες θεωρητικές ιδέες έως τις σημερινές πρακτικές εφαρμογές που αλλάζουν τον τρόπο ζωής μας. Η DataVersity περιγράφει αυτό το ταξίδι ως μια συνεχή ιστορία καινοτομίας και προόδου [5].

A timeline of milestones

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 4 - Σημαντικοί Χρόνικοί περίοδοι για την Μηχανική Μάθηση

Πηγή: <https://medium.com/@marizombie/important-dates-in-history-of-machine-learning-d52d7f24b797>

Η αρχή (δεκαετίες 1950-1960): Η γέννηση της μηχανικής μάθησης μπορεί να αναχθεί στη δεκαετία του 1950, όταν ο Άλαν Τούρινγκ έθεσε το θεμελιώδες ερώτημα «Μπορούν οι μηχανές να σκέφτονται;» στο διάσημο άρθρο του «Computing Machinery and Intelligence» (1950). Το 1952, ο Arthur Samuel, ερευνητής της IBM [4], ανέπτυξε ένα πρόγραμμα υπολογιστή ικανό να παίζει ντάμα, καθιστώντας το ένα από τα πρώτα προγράμματα αυτομάθησης [5]. Ο όρος «Μηχανική Μάθηση» επινοήθηκε από τον Samuel το 1959, ορίζοντας τον τομέα ως τη μελέτη αλγορίθμων που επιτρέπουν στους υπολογιστές να βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω της εμπειρίας.

Τα θεμέλια (δεκαετίες 1970-1980): Στη δεκαετία του 1970 αναπτύχθηκαν θεωρίες σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, εμπνευσμένες από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου [13]. Το 1986, οι Rumelhart, Hinton και Williams αναβίωσαν τον αλγόριθμο οπισθοδρόμησης, επιτρέποντας την αποτελεσματική εκπαίδευση πολυεπίπεδων νευρωνικών δικτύων, ένα ορόσημο που έθεσε τα θεμέλια της σύγχρονης βαθιάς μάθησης.

Η επανάσταση του Deep Learning (δεκαετία του 2010) [13]: Το 2012 σηματοδότησε μια νέα εποχή, όταν οι Krizhevsky, Sutskever και Hinton παρουσίασαν το AlexNet, ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο που κέρδισε τον διαγωνισμό ImageNet με μεγάλη διαφορά. Αυτή η επιτυχία απέδειξε τη δύναμη του Deep Learning σε προβλήματα υπολογιστικής όρασης και πυροδότησε μια έκρηξη έρευνας και επενδύσεων. Το 2016, το AlphaGo της DeepMind νίκησε τον παγκόσμιο πρωταθλητή Lee Sedol στο αρχαίο παιχνίδι Go, ένα επίτευγμα που θεωρούνταν αδύνατο για δεκαετίες [5].

Τρέχουσες εξελίξεις (2020+): Σήμερα, η μηχανική μάθηση συνεχίζει να εξελίσσεται με ταχείς ρυθμούς. Οι μετασχηματιστές έχουν αναδειχθεί ως η κυρίαρχη αρχιτεκτονική τόσο στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας (π.χ. GPT-4, BERT) όσο και σε άλλες εφαρμογές. Η πράσινη τεχνητή νοημοσύνη και η βιώσιμη μηχανική μάθηση λαμβάνουν όλο και μεγαλύτερη προσοχή, καθώς αναγνωρίζεται το περιβαλλοντικό κόστος της εκπαίδευσης μεγάλων μοντέλων [12] [13]. Το AutoML εκδημοκρατίζει την πρόσβαση στη μηχανική μάθηση, επιτρέποντας σε μη ειδικούς να αναπτύσσουν μοντέλα [14]. Η εξηγήσιμη τεχνητή νοημοσύνη (XAI) αναδύεται ως κρίσιμη ανάγκη για διαφανή και ερμηνεύσιμα μοντέλα που μπορούν να εξηγήσουν τις αποφάσεις τους [15].

## **Εξερευνόντας τα Οφέλη της Μηχανικής Μάθησης**

Η μηχανική μάθηση έχει εξελιχθεί σε μια κρίσιμη τεχνολογία που προσφέρει σημαντικά οφέλη σε επιχειρήσεις και οργανισμούς σε όλο τον κόσμο. Σύμφωνα με την IBM [4], η μηχανική μάθηση επιτρέπει στα υπολογιστικά συστήματα να «μαθαίνουν» από τα δεδομένα και να κάνουν ακριβείς προβλέψεις χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά για κάθε συγκεκριμένη εργασία [2]. Αυτή η ικανότητα αναγνώρισης προτύπων επιτρέπει στα μοντέλα μηχανικής μάθησης να λαμβάνουν αποφάσεις ή να κάνουν προβλέψεις με βάση νέα δεδομένα που δεν έχουν δει ποτέ πριν.

Η βασική ιδέα πίσω από τη μηχανική μάθηση είναι απλή: αν εκπαιδεύσουμε ένα μοντέλο με δεδομένα που αντιπροσωπεύουν καλά το πρόβλημα που θέλουμε να λύσουμε, τότε το μοντέλο θα είναι σε θέση να κάνει ακριβείς προβλέψεις για νέα, άγνωστα δεδομένα που συναντά στην πράξη. Η εκπαίδευση από μόνη της δεν είναι ο τελικός στόχος — αυτό που μας ενδιαφέρει πραγματικά είναι η γενίκευση. Με άλλα λόγια, θέλουμε το μοντέλο να μην «απομνημονεύει» απλώς τα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά να μαθαίνει μοτίβα που μπορεί να εφαρμόσει σε πραγματικά σενάρια και να δίνει χρήσιμα αποτελέσματα. Στην πράξη, ένα καλά εκπαιδευμένο μοντέλο αναγνωρίζει τα μοτίβα που έχει μάθει και τα χρησιμοποιεί για να καταλήξει στο σωστό συμπέρασμα σε μια νέα εργασία [1] [2].

Αυτοματοποίηση επαναλαμβανόμενων εργασιών: Ένα από τα βασικά οφέλη της Μηχανικής Μάθησης είναι η αυτοματοποίηση επαναλαμβανόμενων και χρονοβόρων εργασιών με υψηλή ακρίβεια, μειώνοντας την ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση και ανθρώπινα λάθη. Για παράδειγμα, το Gmail φιλτράρει αυτόματα τα spam email, ενώ τα chatbots εξυπηρετούν ερωτήματα πελατών, όπως την παρακολούθηση παραγγελιών και την επαναφορά κωδικών πρόσβασης [3].

Πρόβλεψη και λήψη αποφάσεων με βάση προβλέψεις: Η δυνατότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποτελεσμάτων με βάση ιστορικά δεδομένα είναι μία από τις πιο ισχυρές εφαρμογές του ML. Τα μοντέλα ML μπορούν να αναλύουν τάσεις και μοτίβα για να προβλέπουν τη ζήτηση των πελατών, τις χρηματοπιστωτικές αγορές, τις καιρικές συνθήκες ή ακόμα και την εξάπλωση ασθενειών [7].

Εξατομίκευση της εμπειρίας χρήστη: Η Μηχανική Μάθηση βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη παρέχοντας εξατομικευμένες προτάσεις που ταιριάζουν στις ατομικές προτιμήσεις. Πλατφόρμες όπως το Netflix και το YouTube χρησιμοποιούν το ML για να προτείνουν ταινίες, σειρές και βίντεο με βάση το ιστορικό προβολών των χρηστών [3].

Αυτοβελτίωση και προσαρμογή: Τα μοντέλα ML εξελίσσονται και βελτιώνονται με περισσότερα δεδομένα, γίνονται πιο έξυπνα με την πάροδο του χρόνου. Προσαρμόζονται στη συμπεριφορά των χρηστών και αυξάνουν συνεχώς την απόδοσή τους [3].

Ενεργειακή απόδοση και βιωσιμότητα - Ο τομέας μας: Η παρούσα διατριβή δίνει ιδιαίτερη έμφαση στη χρήση του ML για τη βελτιστοποίηση της ενέργειας και τη βιωσιμότητα των κτιρίων. Τα συστήματα BEMS που ενσωματώνουν το ML μπορούν να προβλέπουν την κατανάλωση ενέργειας και να προσαρμόζουν δυναμικά τη λειτουργία των κτιρίων για μέγιστη απόδοση. Η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας δεν οδηγεί μόνο σε οικονομικά οφέλη, αλλά συμβάλλει και στην καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής μέσω της μείωσης των εκπομπών CO₂ [14].

## **Αρχιτεκτονική ML: Τα Στάδια ενός ML Pipeline**

Η ανάπτυξη και η κυκλοφορία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης δεν είναι μια μεμονωμένη διαδικασία, αλλά μια σειρά διαδοχικών σταδίων που είναι γνωστά συλλογικά ως ML Pipeline. Το ML Pipeline είναι μια οργανωμένη διαδικασία για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας ανάπτυξης, δημιουργίας, εκπαίδευσης και ανάπτυξης μοντέλων ML [4] [16]. Κάθε στάδιο έχει καθοριστικό ρόλο στην τελική επιτυχία και ακρίβεια του μοντέλου σε πραγματικά δεδομένα. Είναι σημαντικό για τους επαγγελματίες και τους ερευνητές να κατανοήσουν αυτήν την αρχιτεκτονική εάν επιθυμούν να εφαρμόσουν το ML σε πρακτικά προβλήματα [16].

Οφέλη του ML Pipeline: Η χρήση ενός οργανωμένου ML Pipeline προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα [4] [17]. Πρώτον, αυτοματοποίηση και αποδοτικότητα: αυτοματοποιεί τις καθημερινές εργασίες, όπως τον καθαρισμό δεδομένων, την εκπαίδευση μοντέλων και τις δοκιμές, εξοικονομώντας χρόνο και επιταχύνοντας τη διαδικασία ανάπτυξης. Δεύτερον, ταχύτερη ανάπτυξη μοντέλων: καθιστά δυνατή την ταχεία μεταφορά ενός εκπαιδευμένου μοντέλου στην πραγματική χρήση, κάτι που είναι κρίσιμο για εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης, όπως η ανίχνευση απάτης, οι συναλλαγές και η ιατρική διάγνωση. Τρίτον, βελτιωμένη ακρίβεια και συνέπεια: εξασφαλίζει ότι τα δεδομένα αντιμετωπίζονται με τον ίδιο τρόπο κάθε φορά, μειώνοντας τα ανθρώπινα λάθη και τις ασυνέπειες στην προβλεψιμότητα. Τέλος, είναι οικονομικά αποδοτικό: εξοικονομεί χρόνο και χρήμα αυτοματοποιώντας εργασίες που κανονικά θα απαιτούσαν χειροκίνητη εργασία [4] [17].

1. Συλλογή και αποθήκευση δεδομένων: Το πρώτο και πιο θεμελιώδες στάδιο είναι η συλλογή δεδομένων. Όπως επισημαίνει η IBM, τα δεδομένα είναι το θεμέλιο της μηχανικής μάθησης — χωρίς ποιοτικά δεδομένα, τα μοντέλα ML δεν μπορούν να μάθουν, να λειτουργήσουν ή να κάνουν ακριβείς προβλέψεις [2]. Η συλλογή μπορεί να προέρχεται από διάφορες πηγές: αισθητήρες IoT (όπως στην παρούσα διατριβή), βάσεις δεδομένων, API, αρχεία καταγραφής ή χειροκίνητη εισαγωγή. Τα δεδομένα πρέπει να αποθηκεύονται σε κατάλληλες υποδομές, όπως σχεσιακές βάσεις δεδομένων (SQL), βάσεις δεδομένων NoSQL ή εξειδικευμένες βάσεις δεδομένων χρονοσειρών [16].

2. Προεπεξεργασία και μηχανική χαρακτηριστικών (Προεπεξεργασία δεδομένων & μηχανική χαρακτηριστικών): Τα ακατέργαστα δεδομένα σπάνια είναι έτοιμα για άμεση χρήση σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Η προεπεξεργασία περιλαμβάνει τον καθαρισμό των δεδομένων από θόρυβο, την αντιμετώπιση των ελλειπουσών τιμών μέσω παρεμβολής ή υποκατάστασης, την αφαίρεση των ακραίων τιμών και την ομαλοποίηση ή τυποποίηση των τιμών. Η μηχανική χαρακτηριστικών αναφέρεται στη διαδικασία δημιουργίας νέων χαρακτηριστικών από υπάρχοντα δεδομένα που μπορούν να βελτιώσουν την απόδοση του μοντέλου [16]. Σύμφωνα με τη διαδικασία που περιγράφεται από την IBM [4], τα σημεία δεδομένων στη μηχανική μάθηση συνήθως αναπαρίστανται σε μορφή διανύσματος, όπου κάθε στοιχείο αντιστοιχεί στην αριθμητική του τιμή για ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό [2].

3. Εκπαίδευση και επικύρωση μοντέλου: Σε αυτό το στάδιο, τα δεδομένα χωρίζονται συνήθως σε τρία σύνολα: σύνολο εκπαίδευσης (για την εκπαίδευση του μοντέλου), σύνολο επικύρωσης (για τη ρύθμιση και την αξιολόγηση των υπερπαραμέτρων κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης) και σύνολο δοκιμής (για την τελική αξιολόγηση της απόδοσης σε μη ορατά δεδομένα) [4] [17]. Επιλέγουμε έναν ή περισσότερους αλγόριθμους ML και τους εκπαιδεύουμε στο σύνολο εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση περιλαμβάνει την προσαρμογή των εσωτερικών παραμέτρων του μοντέλου (βαρύτητες) για την ελαχιστοποίηση του σφάλματος πρόβλεψης. Η επικύρωση είναι εξίσου σημαντική: αξιολογούμε την απόδοση του μοντέλου στο σύνολο επικύρωσης και προσαρμόζουμε τις υπερπαραμέτρους χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως η αναζήτηση πλέγματος ή η τυχαία αναζήτηση [4]. Για να αποφευχθεί η υπερπροσαρμογή, εφαρμόζονται τεχνικές όπως η διασταυρούμενη επικύρωση, η κανονικοποίηση και η πρόωρη διακοπή [17].

4. Ανάπτυξη και παρακολούθηση μοντέλου: Μόλις ένα μοντέλο εκπαιδευτεί και επικυρωθεί, πρέπει να αναπτυχθεί σε ένα περιβάλλον παραγωγής όπου θα εξυπηρετεί πραγματικούς χρήστες ή συστήματα. Η ανάπτυξη μπορεί να πραγματοποιηθεί σε πλατφόρμες cloud, συσκευές edge ή τοπικούς διακομιστές. Το μοντέλο πρέπει να ενσωματωθεί σε υπάρχουσες εφαρμογές μέσω API. Η παρακολούθηση είναι απαραίτητη για τον εντοπισμό προβλημάτων όπως μετατόπιση μοντέλου, μετατόπιση δεδομένων, υποβάθμιση απόδοσης ή προβλήματα καθυστέρησης [18].

5. Επανεκπαίδευση και Συνεχής Μάθηση (Retraining & Continuous Learning): Τα δεδομένα και τα πρότυπα στον πραγματικό κόσμο αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου (concept drift), οπότε τα μοντέλα πρέπει να επανεκπαιδεύονται περιοδικά για να διατηρούν την ακρίβειά τους. Η επανεκπαίδευση μπορεί να είναι προγραμματισμένη (π.χ. κάθε εβδομάδα) ή triggered από μετρικές απόδοσης [19].

## **Κατηγορίες Αλγορίθμων ML**

Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση την αρχιτεκτονική και τη μεθοδολογία τους. Στην παρούσα διατριβή, αξιολογούμε εννέα (9) διαφορετικούς αλγορίθμους που καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα προσεγγίσεων, από απλά γραμμικά μοντέλα έως πολύπλοκες αρχιτεκτονικές Deep Learning. Η κατανόηση των δυνατοτήτων και των περιορισμών κάθε κατηγορίας είναι απαραίτητη για την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου για κάθε πρόβλημα.

* + 1. **Γραμμικά Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης**

Τα γραμμικά μοντέλα είναι η απλούστερη και πιο ερμηνεύσιμη κατηγορία αλγορίθμων ML. Βασίζονται στην υπόθεση ότι υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών εισόδου και της εξόδου (μεταβλητή-στόχος). Παρά την απλότητά τους, τα γραμμικά μοντέλα συχνά αποδίδουν εξαιρετικά καλά σε πολλά πραγματικά προβλήματα, ειδικά όταν τα δεδομένα ακολουθούν γραμμικά μοτίβα ή όταν η ποσότητα των δεδομένων εκπαίδευσης είναι περιορισμένη [18].

Η παλινδρόμηση Ridge (που χρησιμοποιείται σε αυτή τη διατριβή) επεκτείνει τη γραμμική παλινδρόμηση προσθέτοντας έναν όρο κανονικοποίησης L2 στη συνάρτηση κόστους. Αυτό τιμωρεί τις μεγάλες τιμές συντελεστών, αποτρέποντας την υπερπροσαρμογή και βελτιώνοντας τη γενίκευση του μοντέλου.

Το ElasticNet (που χρησιμοποιείται επίσης σε αυτή τη διατριβή) συνδυάζει τα πλεονεκτήματα της κανονικοποίησης L1 (Lasso) και L2 (Ridge). Η κανονικοποίηση L1 έχει τη δυνατότητα να μηδενίζει εντελώς ορισμένους συντελεστές, επιτυγχάνοντας αυτόματη επιλογή χαρακτηριστικών, ενώ η κανονικοποίηση L2 διατηρεί όλα τα χαρακτηριστικά, αλλά με μικρότερα βάρη [18].

* + 1. **Γραμμικά Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης**

Τα μοντέλα βασισμένα σε δέντρα και οι μέθοδοι συνόλων συγκαταλέγονται στις πιο ισχυρές και δημοφιλείς κατηγορίες αλγορίθμων ML, ειδικά για προβλήματα με δομημένα/πίνακα δεδομένα. Τα δέντρα αποφάσεων χωρίζουν επαναληπτικά τα δεδομένα σε υποσύνολα με βάση τις τιμές των χαρακτηριστικών, δημιουργώντας μια ιεραρχική δομή κανόνων που οδηγεί σε προβλέψεις [2].

Τα τυχαία δάση εφαρμόζουν την έννοια του bagging (bootstrap aggregating): εκπαιδεύουν πολλαπλά δέντρα αποφάσεων σε τυχαία υποσύνολα των δεδομένων και τυχαία υποσύνολα των χαρακτηριστικών. Κάθε δέντρο κάνει μια ανεξάρτητη πρόβλεψη και το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει από τον μέσο όρο (για παλινδρόμηση) ή την ψηφοφορία (για ταξινόμηση) όλων των δέντρων. Τα RF παραμένουν εξαιρετικά ανθεκτικά σε θορυβώδη δεδομένα IoT και κατηγορηματικά χαρακτηριστικά, απαιτώντας ελάχιστη προεπεξεργασία και παρέχοντας αξιόπιστες προβλέψεις σε μικρά έως μεσαίου μεγέθους σύνολα δεδομένων [20] [21].

Τα μοντέλα Gradient Boosting είναι μια άλλη προσέγγιση ομαδικής μάθησης. Σε αντίθεση με τα δέντρα που εκπαιδεύονται παράλληλα (όπως στην περίπτωση των τυχαίων δασών), το boosting εκπαιδεύει τα δέντρα διαδοχικά, και κάθε δέντρο προσπαθεί να διορθώσει τα λάθη των προηγούμενων.

Το XGBoost, που χρησιμοποιείται εδώ, είναι μια εξαιρετικά βελτιστοποιημένη μορφή gradient boosting που έχει κυριαρχήσει σε πολλούς διαγωνισμούς Kaggle και χρησιμοποιείται ευρέως στη βιομηχανία. Όπως επιβεβαιώνουν 2025 μελέτες, το XGBoost παραμένει εξαιρετικά ανταγωνιστικό και εξηγήσιμο για θορυβώδη, πραγματικά δεδομένα αισθητήρων IoT με ψευδο-R² ≈ 0,91 σε δοκιμαστικά σύνολα προβλέψεων ενέργειας κτιρίων.

Το LightGBM (Light Gradient Boosting Machine), που χρησιμοποιείται επίσης στην διατριβή, αναπτύχθηκε από τη Microsoft και εισάγει δύο κύριες βελτιστοποιήσεις που το καθιστούν ιδιαίτερα γρήγορο και αποτελεσματικό σε μεγάλα σύνολα δεδομένων [21] [22].

Το CatBoost (Categorical Boosting) [22], το τρίτο μοντέλο gradient boosting που αξιολογείται στη διατριβή, αναπτύχθηκε από την Yandex και ειδικεύεται στη διαχείριση κατηγορικών χαρακτηριστικών χωρίς να απαιτείται χειροκίνητη κωδικοποίηση [21].

Οι μέθοδοι συνόλου υπερέχουν σε ετερογενή δεδομένα, επειδή μπορούν να μοντελοποιήσουν πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ χαρακτηριστικών και μεταβλητών-στόχων [22]. Για προβλήματα με μικρά έως μεσαία σύνολα δεδομένων και μικτούς τύπους δεδομένων, τα μοντέλα gradient boosting συχνά υπερτερούν των μοντέλων deep learning [14] [17].

* + 1. **Instance-Based Methods**

Οι instance-based μέθοδοι, γνωστές και ως lazy learning algorithms, αποτελούν μια διαφορετική φιλοσοφία στη Μηχανική Μάθηση. Αντί να δημιουργούν ένα γενικό μοντέλο κατά την εκπαίδευση, αποθηκεύουν όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης και κάνουν προβλέψεις με βάση την ομοιότητα των νέων δεδομένων με τα υπάρχοντα παραδείγματα [18].

Ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbors (k-NN), που χρησιμοποιείται στην παρούσα διατριβή, αποτελεί τον πιο γνωστό εκπρόσωπο αυτής της κατηγορίας. Η βασική ιδέα είναι απλή αλλά ισχυρή: για να προβλέψει την έξοδο ενός νέου σημείου δεδομένων, ο k-NN εντοπίζει τα k πλησιέστερα σημεία στο training set και επιστρέφει τον μέσο όρο των τιμών τους (για regression) ή την πλειοψηφική κλάση (για classification) [2] [18].

* + 1. **Deep Learning Architectures**

Το Deep Learning αποτελεί το υποσύνολο της Μηχανικής Μάθησης που βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά επίπεδα (layers) [2]. Όπως επισημαίνει η IBM, το Deep Learning έχει αναδειχθεί τις τελευταίες δεκαετίες ως η state-of-the-art αρχιτεκτονική μοντέλου AI σχεδόν σε κάθε τομέα όπου χρησιμοποιείται η τεχνητή νοημοσύνη [18] [20].

Τα Recurrent Neural Networks (RNNs) και ειδικά τα Long Short-Term Memory (LSTM) δίκτυα έχουν σχεδιαστεί ειδικά για την επεξεργασία ακολουθιακών δεδομένων όπως χρονοσειρές, κείμενο και ήχος. Τα LSTMs διαθέτουν ειδικά gates (forget, input, output) που επιτρέπουν τη διατήρηση μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων. Πρόσφατες μελέτες (2025) σε μακροπρόθεσμη πρόβλεψη ενεργειακής κατανάλωσης κτιρίων επιβεβαιώνουν ότι τα LSTM παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια (precision) στην testing φάση όταν υπάρχει επαρκής ποσότητα χρονικών δεδομένων και προσεκτική regularization [19] [20]. Ωστόσο, για μικρά-μεσαία datasets, τα tree-based μοντέλα (XGBoost, RF) συχνά ισοδυναμούν ή υπερτερούν των LSTM λόγω μικρότερων απαιτήσεων δεδομένων και ανθεκτικότητας σε θόρυβο [20] [23].

Τα Temporal Convolutional Networks (TCN) και τα Convolutional Neural Networks (CNN) έχουν επίσης εφαρμοστεί σε χρονοσειρές ενέργειας. Συγκριτικές μελέτες (2022) δείχνουν ότι TCN, CNN, και gradient-boost μέθοδοι παρουσιάζουν διαφορετική διασπορά και μεταβλητότητα ανάλογα με τον forecast horizon και την ποιότητα δεδομένων [23].

Οι Transformers αντιπροσωπεύουν την πιο πρόσφατη επανάσταση στο Deep Learning. Εισήχθησαν το 2017 με το άρθρο "Attention is All You Need" και βασίζονται στον μηχανισμό attention. Στην παρούσα διατριβή αξιολογούνται δύο σύγχρονες αρχιτεκτονικές Transformer για χρονοσειρές: το PatchTST και το N-HiTS [24].

Παρά την εντυπωσιακή τους επιτυχία σε πολλούς τομείς, τα Deep Learning μοντέλα αντιμετωπίζουν σημαντικές προκλήσεις σε μικρά και θορυβώδη datasets. Πρόσφατες συγκριτικές μελέτες (2022-2025) δείχνουν ότι για μικρά-μεσαία, θορυβώδη building datasets, τα tree-based μοντέλα (XGBoost, RF) συχνά ταιριάζουν ή υπερτερούν των deep μοντέλων επειδή απαιτούν λιγότερα δεδομένα και είναι πιο ανθεκτικά σε θόρυβο χαρακτηριστικών [20] [23]. Τα deep μοντέλα (LSTM/TCN) μπορούν να υπερβούν τα tree methods όταν υπάρχει επαρκής χρονικό context και όγκος δεδομένων [23]. Η παρούσα διατριβή στοχεύει να επιβεβαιώσει αυτή την υπόθεση εμπειρικά σε πραγματικά, θορυβώδη IoT datasets.

## **Κατηγορίες Αλγορίθμων ML**

Η ανάπτυξη και η εφαρμογή συστημάτων Μηχανικής Μάθησης βασίζεται σε ένα εκτεταμένο οικοσύστημα εργαλείων, βιβλιοθηκών και πλατφορμών. Η Python [25]έχει αναδειχθεί ως η κυρίαρχη γλώσσα προγραμματισμού για ML, προσφέροντας ένα πλούσιο οικοσύστημα που καλύπτει κάθε στάδιο του ML pipeline, από την προεπεξεργασία δεδομένων έως την ανάπτυξη μοντέλων σε production.

Η Python Ecosystem για Machine Learning: Η βιβλιοθήκη scikit-learn αποτελεί τη θεμελιώδη βιβλιοθήκη για παραδοσιακή Μηχανική Μάθηση. Παρέχει υλοποιήσεις όλων των βασικών αλγορίθμων μαζί με εργαλεία για προεπεξεργασία, feature engineering, μετρικές αξιολόγησης και cross-validation. Για Deep Learning, υπάρχουν δύο κυρίαρχα frameworks: το PyTorch και το TensorFlow [25] [26]. Άλλες σημαντικές βιβλιοθήκες περιλαμβάνουν το NumPy, το Pandas, το Matplotlib και το Seaborn.

Cloud Platforms για ML: Οι cloud πλατφόρμες έχουν δημοκρατικοποιήσει την πρόσβαση σε ισχυρούς υπολογιστικούς πόρους. Το AWS SageMaker, το Google Cloud AI Platform και το Azure Machine Learning επιτρέπουν σε οργανισμούς να εκπαιδεύουν μοντέλα σε distributed clusters χωρίς να χρειάζεται να διαχειρίζονται την υποδομή [27].

MLOps Tools: Το MLOps (Machine Learning Operations) αναφέρεται στις πρακτικές και εργαλεία για τη διαχείριση του κύκλου ζωής μοντέλων ML σε production. Το MLflow, το Weights & Biases, το Kubeflow και το Apache Airflow συμπληρώνουν το οικοσύστημα [28].

A diagram of a machine learning framework

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 5 - Κορυφαία Framewors Mηχανικής Mάθησης

Πηγή: <https://www.igmguru.com/blog/machine-learning-frameworks>

## **Μετρικές Αξιολόγησης για Regression Tasks**

Η αξιολόγηση της απόδοσης μοντέλων Μηχανικής Μάθησης σε προβλήματα παλινδρόμησης απαιτεί κατάλληλες μετρικές που ποσοτικοποιούν την ακρίβεια των προβλέψεων. Διαφορετικές μετρικές έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά και καταλληλότητα ανάλογα με το πρόβλημα και τους επιχειρησιακούς στόχους [29]

A graph of statistical data

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 6 - Μετρικές Αξιολόγησης για Regression Tasks

Πηγή: <https://medium.com/@abhilashagulhane111/data-science-evaluation-performance-metrics-regression-vs-classification-model-6b0192ba1ce2>

Η Το Root Mean Squared Error (RMSE) είναι μια από τις πιο κοινές μετρικές για regression. Επειδή τετραγωνίζει τα σφάλματα, τιμωρεί περισσότερο τα μεγάλα σφάλματα, καθιστώντας το ευαίσθητο σε outliers. Το Mean Absolute Error (MAE) μετρά τον μέσο όρο των απόλυτων διαφορών μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών τιμών. Σε αντίθεση με το RMSE, το MAE δεν τιμωρεί δυσανάλογα τα μεγάλα σφάλματα και είναι πιο ανθεκτικό σε outliers. Ο συντελεστής προσδιορισμού R² (R-squared) μετρά το ποσοστό της διακύμανσης στην target variable που εξηγείται από το μοντέλο. Κυμαίνεται από 0 έως 1, όπου 1 σημαίνει τέλεια πρόβλεψη [30]. Το weighted Mean Absolute Percentage Error (wMAPE) αποτελεί την κύρια μετρική στην παρούσα διατριβή. Σε αντίθεση με το συνηθισμένο MAPE, το wMAPE διαιρεί το συνολικό απόλυτο σφάλμα με το συνολικό απόλυτο μέγεθος, καθιστώντας το πιο σταθερό και κατάλληλο για ενεργειακές προβλέψεις. Το Mean Absolute Scaled Error (MASE) είναι μια scale-independent μετρική ιδανική για σύγκριση μοντέλων σε διαφορετικά datasets. MASE < 1 σημαίνει ότι το μοντέλο υπερτερεί του baseline, ενώ MASE > 1 σημαίνει ότι είναι χειρότερο [31]. Το symmetric MAPE (sMAPE) προσπαθεί να διορθώσει τα προβλήματα του MAPE χρησιμοποιώντας συμμετρική φόρμουλα. Τα Skill Scores συγκρίνουν την απόδοση ενός μοντέλου με ένα απλό baseline μοντέλο. Θετικό skill score σημαίνει ότι το μοντέλο προσθέτει αξία πάνω από το baseline.

* 1. **Validation Strategies για Time Series Datasets**

Η επικύρωση μοντέλων είναι ένα κρίσιμο βήμα για την αξιολόγηση της ικανότητάς τους να γενικεύουν σε νέα, αόρατα δεδομένα. Ωστόσο, οι χρονοσειρές απαιτούν συγκεκριμένες στρατηγικές επικύρωσης που σέβονται τη χρονική διάταξη των δεδομένων, αποφεύγοντας τη διαρροή δεδομένων.

Διαχωρισμός εκπαίδευσης/δοκιμής: Η απλούστερη προσέγγιση διαχωρίζει τα δεδομένα σε ένα σύνολο εκπαίδευσης (συνήθως το 70-80% των πρώιμων δεδομένων) και ένα σύνολο δοκιμής (τα υπόλοιπα πιο πρόσφατα δεδομένα). Το μοντέλο εκπαιδεύεται στο σύνολο εκπαίδευσης και αξιολογείται στο σύνολο δοκιμής.

Διασταυρούμενη επικύρωση K-Fold: Στην παραδοσιακή διασταυρούμενη επικύρωση k-fold, τα δεδομένα χωρίζονται σε k τυχαίες πτυχές. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση δεν είναι κατάλληλη για χρονοσειρές, επειδή παραβιάζει τη χρονική σειρά. Επικύρωση Walk-Forward (επικύρωση κυλιόμενου παραθύρου): Αυτή είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται σε αυτή τη διατριβή και αποτελεί το χρυσό πρότυπο για την επικύρωση χρονοσειρών. Η επικύρωση Walk-forward προσομοιώνει τον τρόπο με τον οποίο ένα μοντέλο θα χρησιμοποιούνταν σε πραγματικές συνθήκες, όπου εκπαιδεύεται σε ιστορικά δεδομένα και προβλέπει το άμεσο μέλλον. Η διαδικασία λειτουργεί ως εξής: Ξεκινάμε με ένα αρχικό παράθυρο εκπαίδευσης. Εκπαιδεύουμε το μοντέλο και προβλέπουμε τα επόμενα n βήματα. Αποθηκεύουμε τις προβλέψεις και τις συγκρίνουμε με τις πραγματικές τιμές. Στη συνέχεια, «κυλάμε» το παράθυρο προς τα εμπρός και επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία [32].

Υπάρχουν δύο παραλλαγές: το παράθυρο επέκτασης, όπου το σύνολο εκπαίδευσης αυξάνεται συνεχώς, και το σταθερό (κυλιόμενο) παράθυρο, όπου το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης παραμένει σταθερό. Τα πλεονεκτήματα της επικύρωσης walk-forward είναι σημαντικά. Παρέχει μια ρεαλιστική εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου υπό συνθήκες παραγωγής. Σέβεται πλήρως τη χρονική σειρά και αποφεύγει τη διαρροή δεδομένων. Επιτρέπει την αξιολόγηση της σταθερότητας του μοντέλου στο χρόνο [33].

Σε αυτή τη διατριβή, η επικύρωση walk-forward εφαρμόζεται προσεκτικά σε ρεαλιστική προσομοίωση. Εκπαιδεύουμε τα μοντέλα σε ιστορικά παράθυρα και τα αξιολογούμε σε πολλαπλούς ορίζοντες πρόβλεψης (5 λεπτά, 30 λεπτά, 2 ώρες, 1 ημέρα), διασφαλίζοντας ότι οι μετρήσεις απόδοσης αντικατοπτρίζουν τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας. Αυτή η αυστηρή μεθοδολογία επικύρωσης είναι κρίσιμη για την αξιοπιστία των συμπερασμάτων μας σχετικά με την ανθεκτικότητα και την πρακτική αξία των διαφορετικών αλγορίθμων ML.

# Έξυπνα Κτίρια, IoT και Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης

Η μετατροπή της υποδομής των κτιρίων σε έξυπνα συστήματα αποτελεί μια σημαντική πρόκληση για την επίτευξη ενεργειακής απόδοσης και βιωσιμότητας στο δομημένο περιβάλλον [2] [3]. Η ενσωμάτωση τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) με αλγόριθμους μηχανικής μάθησης δημιουργεί νέες ευκαιρίες για την αυτόματη παρακολούθηση, ανάλυση και εκτίμηση της ενεργειακής απόδοσης των κτιρίων. [2] [3] [9]. Αυτό το κεφάλαιο αναλύει την εξέλιξη των συστημάτων διαχείρισης κτιρίων (BMS) με την πάροδο των ετών, τα οποία έχουν εξελιχθεί σε συστήματα διαχείρισης ενέργειας κτιρίων (BEMS) χρησιμοποιώντας προγνωστικά μοντέλα για τον έλεγχο των κτιρίων [2] [10].

Το πρώτο μισό του κεφαλαίου επικεντρώνεται στις αρχιτεκτονικές και τις τεχνολογίες συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, με έμφαση στα πρωτόκολλα ασύρματης επικοινωνίας (Z-Wave, Zigbee, LoRaWAN) και τη χρήση τους σε έξυπνα κτίρια. Στο δεύτερο μισό, αναφέρεται στη μετάβαση από την αντιδραστική παρακολούθηση στην προγνωστική πρόβλεψη, εστιάζοντας στους χρονικούς ορίζοντες (VSTLF έως LTLF) και στην επιλογή της κατάλληλης χρονικής λεπτομέρειας, που επηρεάζει άμεσα την ακρίβεια και τη χρηστικότητα του μοντέλου. Το τρίτο μέρος είναι μια ανασκόπηση των πρόσφατων μεθόδων μηχανικής μάθησης που εφαρμόζονται για την πρόβλεψη φορτίου, συμπεριλαμβανομένων των κλασικών γραμμικών μοντέλων, των προηγμένων τεχνολογικών συνόλων (LightGBM, XGBoost, CatBoost) και των μοντέλων βαθιάς μάθησης (LSTM, Transformers), προκειμένου να εντοπιστούν τα κενά στην έρευνα που θα καλύψει η παρούσα διατριβή.

## **Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων και IoT Τεχνολογίες**

Η έξυπνη διαχείριση κτιρίων, η οποία αναφέρεται επίσης ως έξυπνος αυτοματισμός, αποτελεί μια καινοτόμο εφαρμογή της τεχνολογίας IoT στον τομέα των κατασκευών και των υποδομών [34]. Περιλαμβάνει την συνεχόμενη ενσωμάτωση τεχνολογιών IoT και συστημάτων που αυτοματοποιούν και βελτιστοποιούν διάφορες λειτουργίες του κτιρίου, όπως η διαχείριση ενέργειας, η ασφάλεια, η συντήρηση και η άνεση των ενοίκων. Αισθητήρες και συσκευές IoT είναι τοποθετημένοι σε όλο το κτίριο, καταγράφοντας συνεχώς δεδομένα σε πραγματικό χρόνο σχετικά με παραμέτρους όπως η κατανάλωση ενέργειας, η πληρότητα, η θερμοκρασία, η υγρασία και άλλοι περιβαλλοντικοί παράγοντες. Τα δεδομένα αναλύονται προσεκτικά και χρησιμοποιούνται για τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων και την αυτοματοποίηση των συστημάτων ελέγχου του κτιρίου [34].



Εικόνα 7 - Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων

Πηγή: <https://www.illuminz.com/blog/smart-building-management-software-cost>

### **Αρχιτεκτονική Έξυπνων Κτιρίων**

Ο έξυπνος αυτοματισμός κτιρίων αποτελεί μια προηγμένη τεχνολογία που στηρίζεται κυρίως στο ΙοΤ, τους αισθητήρες και συστήματα αυτοματοποίησης, με στόχο την αναβάθμιση της λειτουργικότητας, του ελέγχου και της συντήρησης των κτιρίων [34]. Αυτή η νέα στρατηγική ενσωματώνει μια σειρά από συστήματα κτιρίων, όπως HVAC (θέρμανση, εξαερισμός και κλιματισμός), φωτισμό, ασφάλεια και διαχείριση ενέργειας, με σκοπό την ανάπτυξη ενός έξυπνου και αποτελεσματικού χώρου διαμονής και εργασίας [35].

**Αρχιτεκτονική Συστήματος:**

Αισθητήρες και συσκευές με δυνατότητα IoT τοποθετούνται στρατηγικά σε όλο το κτίριο, συλλέγοντας συνεχώς δεδομένα σε πραγματικό χρόνο για διάφορες παραμέτρους, όπως:

• Κατανάλωση ενέργειας (watts, kWh, amps, volts)

• Επίπεδα πληρότητας (motion sensors, occupancy)

• Θερμοκρασία και υγρασία

• Ποιότητα αέρα (CO₂, VOCs)

• Άλλοι περιβαλλοντικοί παράγοντες

Αυτός ο σημαντικός όγκος δεδομένων αναλύεται λεπτομερώς και χρησιμοποιείται για τη διευκόλυνση της λήψης αποφάσεων βάσει πληροφοριών και την αυτοματοποίηση των συστημάτων ελέγχου εντός του κτιρίου [3].

A diagram of a building

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 8 - Αρχιτεκτονική Έξυπνων Κτιρίων

Πηγή: <https://www.mappedin.com/resources/blog/your-guide-to-smart-buildings/>

### **IoT Πρωτόκολλα Επικοινωνίας για Έξυπνα Κτίρια**

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) συνεχίζει να αναπτύσσεται εκθετικά, με 17,7 δισεκατομμύρια ενεργές συνδέσεις έως το 2024. Η ανάπτυξη αυτή οφείλεται στην ευρεία διάδοση και τον πολλαπλασιασμό των πρωτοκόλλων IoT, συμπεριλαμβανομένων των 5G και των WAN χαμηλής ισχύος. Τα πρωτόκολλα IoT είναι η ψυχή του IoT, καθώς διευκολύνουν την επικοινωνία μεταξύ συσκευών και τη μεταφορά δεδομένων από τερματικά σε κεντρικούς διακομιστές [36].

Η επιλογή του σωστού πρωτοκόλλου είναι απαραίτητη, καθώς δεν είναι όλα τα πρωτόκολλα ίδια και η καταλληλότητά τους ποικίλλει ανάλογα με τα συγκεκριμένα σενάρια ανάπτυξης [37].

Ακολουθούν τα 12 πιο συχνά χρησιμοποιούμενα πρωτόκολλα και πρότυπα IoT:

* AMQP (Advanced Message Queuing Protocol): Το AMQP είναι γνωστό για τη διαλειτουργικότητα, την αξιοπιστία και την ασφάλεια στην ανταλλαγή μηνυμάτων. Υπερέχει σε περιπτώσεις όπου τα συστήματα ενδέχεται να είναι εκτός λειτουργίας ταυτόχρονα.
* Bluetooth και BLE (Bluetooth Low Energy): Το Bluetooth και το BLE παρέχουν ασύρματη επικοινωνία με μικρή εμβέλεια και χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, καθιστώντας τα κατάλληλα για δίκτυα προσωπικής περιοχής και εγκαταστάσεις IoT.
* Κινητή τηλεφωνία: Οι κυψελοειδείς συνδέσεις είναι ευρέως διαθέσιμες και ιδανικές για εφαρμογές IoT σε μεγάλες αποστάσεις, με επιλογές όπως 4G/LTE και 5G που παρέχουν υψηλό εύρος ζώνης.
* CoAP (Πρωτόκολλο περιορισμένης εφαρμογής): Το CoAP έχει σχεδιαστεί για εφαρμογές μηχανής προς μηχανή (M2M) και λειτουργεί αποτελεσματικά ακόμα και σε περιβάλλοντα με περιορισμένο εύρος ζώνης και χαμηλή διαθέσιμη bandwidth ενέργειας.
* DDS (Data Distribution Service): Το DDS είναι ένα πρωτόκολλο ενδιάμεσου λογισμικού που είναι εξαιρετικά κλιμακούμενο και χρησιμοποιείται για ανταλλαγή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, εξυπηρετώντας κρίσιμες εφαρμογές IoT.
* LoRa και LoRaWAN: Το LoRa είναι μια ασύρματη τεχνολογία χαμηλής ισχύος και μεγάλης εμβέλειας, με το LoRaWAN να λειτουργεί ως το ανοικτό πρωτόκολλο που χρησιμοποιεί το cloud για την επικοινωνία IoT.
* LWM2M (Ελαφρύ M2M): Το LWM2M είναι ένα πρωτόκολλο διαχείρισης συσκευών, σχεδιασμένο ειδικά για περιβάλλοντα IoT και συσκευές χαμηλής κατανάλωσης ισχύος.
* MQTT (Message Queuing Telemetry Transport): Το MQTT, ένα πρωτόκολλο δημοσίευσης και λήψης μηνυμάτων, είναι ιδανικό για περιπτώσεις χαμηλού εύρους ζώνης και συσκευές IoT με μικρό αποτύπωμα κώδικα.
* Wi-Fi: Το Wi-Fi προσφέρει γρήγορη μεταφορά δεδομένων, αλλά είναι πιο κατάλληλο για περιβάλλοντα LAN και μπορεί να μην είναι η καλύτερη επιλογή για συσκευές IoT χαμηλής ενέργειας ή με συγκεκριμένες απαιτήσεις μπαταρία.
* XMPP (Extensible Messaging and Presence Protocol): Αρχικά, το XMPP χρησίμευε για επικοινωνία ανθρώπου με άνθρωπο, αλλά πλέον χρησιμοποιείται κυρίως για επικοινωνία M2M και ανταλλαγή δομημένων δεδομένων.
* Zigbee: Το Zigbee αποτελεί ένα πρωτόκολλο δικτύου τύπου πλέγματος, ιδανικό για αυτοματισμούς σε κτίρια και σπίτια, προσφέροντας αυτοοργανωτικό δίκτυο και χαμηλή κατανάλωση ενέργειας [38].
* Z-Wave: Το Z-Wave αποτελεί ένα ασύρματο πρωτόκολλο δικτύου που λειτουργεί ως πλέγμα, γνωστό για την προηγμένη κρυπτογράφησή του, προσφέροντας ασφαλή επικοινωνία σε εφαρμογές IoT, ειδικά σε συστήματα οικιακού αυτοματισμού και ασφάλειας. Είναι ένα ανοιχτό πρότυπο (IEEE 802.15.4) σχεδιασμένο για χαμηλής ισχύος προσωπικά δίκτυα networks. Παρουσιάζει υψηλότερη απώλεια πακέτων (15% @ 40m) σε σύγκριση με το Z-Wave αλλά μεγαλύτερη εμβέλεια σε ανοιχτούς χώρους (έως 100m). Κατανάλωση ενέργειας: 10-100 mW [10] [38].

Η επιλογή του σωστού πρωτοκόλλου IoT είναι κρίσιμη, καθώς επηρεάζει παράγοντες όπως η εμβέλεια επικοινωνίας, η κατανάλωση ενέργειας και το κόστος. Το ευρύ φάσμα πρωτοκόλλων αντικατοπτρίζει τις ποικίλες ανάγκες των εφαρμογών IoT. Εν κατακλείδι, η επιλογή του πρωτοκόλλου θα πρέπει να ευθυγραμμίζεται με τις συγκεκριμένες απαιτήσεις του έργου σας IoT για να διασφαλιστεί η αποτελεσματική και αξιόπιστη επικοινωνία στο οικοσύστημα IoT.

Κατά τη γνώμη μου, η ευελιξία των πρωτοκόλλων IoT αντανακλά τη δυναμική φύση των εφαρμογών IoT και την ανάγκη για προσαρμοσμένες λύσεις. Η προσεκτική επιλογή πρωτοκόλλου είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της επιτυχίας των έργων IoT με τη βελτιστοποίηση της αποτελεσματικότητας και της αξιοπιστίας της επικοινωνίας [35].

A diagram of a house with connected devices

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 9 - Z-Wave IoT Technology

Πηγή: <https://qubino.com/z-wave-9-features-that-make-it-awesome/>

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιήθηκε το Z-Wave πρωτόκολλο λόγω της υψηλής αξιοπιστίας, χαμηλής παρεμβολής και εύκολης ενσωμάτωσης σε υπάρχουσες υποδομές κτιρίων. Συλλέχθηκαν δεδομένα από 52 Z-Wave αισθητήρες κατανεμημένους σε 4 διαφορετικές τοποθεσίες. Συνολικά συλλέχθηκαν περίπου 29 εκατομμύρια εγγραφές από 15 Οκτωβρίου 2024 έως 27 Ιουλίου 2025 (9.5 μήνες), καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα λειτουργικών σεναρίων και περιβαλλοντικών συνθηκών.

### **Βασικές Πτυχές της Έξυπνης Διαχείρισης Κτιρίων.**

Η έξυπνη διαχείριση κτιρίων επικεντρώνεται σε έξι κύριες πτυχές [39] [34] [38]:

1. **Διαχείριση ενέργειας:** Οι αισθητήρες IoT είναι κρίσιμοι για την παρακολούθηση της ενεργειακής κατανάλωσης σε πραγματικό χρόνο. Επιτρέπουν στα έξυπνα συστήματα των κτιρίων να βελτιστοποιούν την κατανάλωση, να ανταποκρίνονται στις διακυμάνσεις της ζήτησης και να εντοπίζουν ευκαιρίες για εξοικονόμηση ενέργειας. Το αποτέλεσμα είναι η βελτιωμένη ενεργειακή απόδοση και η σημαντική εξοικονόμηση κόστους [40] [41] [42] [43].
2. **Έλεγχος HVAC:** Οι αισθητήρες στο IoT, που παρακολουθούν τη θερμοκρασία, την υγρασία και τα επίπεδα πληρότητας, επιτρέπουν τον έξυπνο έλεγχο του HVAC (θέρμανση, εξαερισμός και κλιματισμός). Αυτά τα συστήματα διατηρούν την άνεση των κατοίκων, ενώ μειώνουν την ενεργειακή σπατάλη, συμβάλλοντας τόσο στην εξοικονόμηση κόστους όσο και στην περιβαλλοντική βιωσιμότητα. [35] [41].
3. **Έλεγχος φωτισμού:** Τα συστήματα φωτισμού που βασίζονται στο IoT έχουν σκοπό να προσαρμόζονται και να ανταποκρίνονται στην παρουσία και διαθεσιμότητα φυσικού φωτός. Ρυθμίζουν τα επίπεδα φωτισμού ανάλογα, συμβάλλοντας σε σημαντική εξοικονόμηση ενέργειας και δημιουργώντας έναν πιο άνετο και αποδοτικό χώρο εργασίας για τους χρήστες του κτιρίου [39] [33] [40].
4. **Ασφάλεια και έλεγχος πρόσβασης:** Οι συσκευές IoT συμβάλλουν στην ενίσχυση της ασφάλειας των κτιρίων μέσω της επιτήρησης, του ελέγχου πρόσβασης και των συστημάτων συναγερμού. Επιτρέπουν την απομακρυσμένη παρακολούθηση και διαχείριση, παρέχοντας γνώσεις σε πραγματικό χρόνο και ταχείες αντιδράσεις σε απειλές ασφαλείας, εξασφαλίζοντας έτσι την ασφάλεια των ενοίκων και των περιουσιακών στοιχείων [34] [41].
5. **Άνεση και αποδοτικότητα των εσωτερικών χώρων:** Οι αισθητήρες IoT επεκτείνουν τις δυνατότητές τους στην παρακολούθηση της ποιότητας αέρα στον εσωτερικό χώρο, των επιπέδων θορύβου και άλλων περιβαλλοντικών παραγόντων. Τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιούνται για τη διαμόρφωση ενός άνετου και αποδοτικού χώρου εργασίας για τους ενοίκους, ενισχύοντας τη γενική ευημερία και παραγωγικότητά τους [33].
6. **Συντήρηση και διαχείριση περιουσιακών στοιχείων:** Οι συσκευές IoT συνεχώς συλλέγουν δεδομένα σχετικά με την απόδοση του εξοπλισμού, επιτρέποντας την εφαρμογή στρατηγικών προληπτικής συντήρησης. Με τον εντοπισμό ανωμαλιών και προβλημάτων σε πραγματικό χρόνο, τα κτίρια μπορούν να περιορίσουν τον χρόνο διακοπής και τα έξοδα συντήρησης, βελτιώνοντας τελικά τη διαχείριση των περιουσιακών στοιχείων [33] [34].

### **Οφέλη από την Έξυπνη Διαχείριση Κτιρίων**

Η χρήση του IoT στη διαχείριση έξυπνων κτιρίων έχει πολλές εφαρμογές που επηρεάζουν τόσο την οικονομική όσο και την περιβαλλοντική αποδοτικότητα των κτιρίων [1] [2] [3] [42].

**Ενεργειακή απόδοση:** Η αποτελεσματική χρήση της ενέργειας και η ανταπόκριση στη ζήτηση έχουν ως αποτέλεσμα σημαντική μείωση της κατανάλωσης ενέργειας [2] [3] [35] [42]. Οι προηγμένες εφαρμογές BEMS έχουν ως αποτέλεσμα τη μείωση της κατανάλωσης σε γραφεία κατά 20-30%, ενώ η συμμετοχή σε προγράμματα ανταπόκρισης στη ζήτηση μπορεί να μειώσει την αιχμή της ζήτησης έως και 15%. Η μείωση αυτή οφείλεται στη συνεχή ανίχνευση και αυτόματη ρύθμιση των στοιχείων HVAC, των φωτιστικών και άλλων συσκευών που καταναλώνουν ενέργεια, ανάλογα με τις πραγματικές απαιτήσεις και τα επίπεδα πληρότητας [44].

**Εξοικονόμηση κόστους:** Η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας και των εξόδων συντήρησης έχει ως αποτέλεσμα άμεση οικονομική εξοικονόμηση [2] [3]. Η επένδυση στην τεχνολογία BEMS συνήθως αποπληρώνεται σε 2-5 έτη, με ετήσια εξοικονόμηση λειτουργικών κόστους που κυμαίνεται από 10% έως 25%. Η εξοικονόμηση επιτυγχάνεται όχι μόνο μέσω της μειωμένης κατανάλωσης ενέργειας, αλλά και από τη βελτιστοποιημένη συντήρηση και την πρόληψη απρόβλεπτων διακοπών λειτουργίας [44].

**Βελτιωμένη άνεση των ενοίκων:** Τα έξυπνα κτίρια παρέχουν ένα παραγωγικό και άνετο περιβάλλον εργασίας για τους ενοίκους [35]. Ο ακριβής έλεγχος της θερμοκρασίας, υγρασίας, φωτεινότητας και ποιότητας αέρα στον εσωτερικό χώρο, βασιζόμενος στα πραγματικά επίπεδα και προτιμήσεις των ενοίκων, οδηγεί σε μεγαλύτερη ικανοποίηση και αυξημένη παραγωγικότητα. Επιπλέον, η συνεχής παρακολούθηση της ποιότητας αέρα και του επιπέδου CO₂ μειώνει το σύνδρομο του άρρωστου κτιρίου, προάγοντας την υγεία και την ευημερία των ενοίκων [35] [43]

**Βελτιωμένη βιωσιμότητα:** Η μειωμένη κατανάλωση ενέργειας και το χαμηλότερο περιβαλλοντικό αποτύπωμα είναι συμβατά με τους στόχους Τα έξυπνα κτίρια μπορούν να έχουν δυναμικό μείωσης του CO₂ έως και 25-40% [3], συμβάλλοντας σημαντικά στους στόχους μετριασμού της κλιματικής αλλαγής σε διεθνές επίπεδο. Ελέγχουν και ανιχνεύουν περιβαλλοντικούς παράγοντες όπως η ποιότητα του αέρα εσωτερικού χώρου, η υγρασία και τα επίπεδα CO₂, προκειμένου να διατηρούν ένα υγιές και βιώσιμο εσωτερικό περιβάλλον. Διαχειρίζονται επίσης τα απόβλητα και εξοικονομούν νερό, με συμπληρωματικό αποτέλεσμα την ελαχιστοποίηση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος των κτιρίων [1] [2] [41].

**Λειτουργική αποδοτικότητα:** Ο έξυπνος έλεγχος και η προληπτική συντήρηση αυξάνουν την λειτουργική αποδοτικότητα των εγκαταστάσεων στο σύνολό τους [40]. Η εφαρμογή του IoT απλοποιεί τις επαναλαμβανόμενες διαδικασίες και προσφέρει μια ολοκληρωμένη κατανόηση της απόδοσης των κτιρίων, διευκολύνοντας τη λήψη αποφάσεων βασισμένων σε δεδομένα σχετικά με τις εγκαταστάσεις. Η προληπτική συντήρηση ενεργοποιείται μέσω της παρακολούθησης της απόδοσης του εξοπλισμού και των ανωμαλιών, επιτρέποντας τον προγραμματισμό των εργασιών συντήρησης εκ των προτέρων και μειώνοντας τους χρόνους διακοπής λειτουργίας και τις συνακόλουθες δαπάνες. Βελτιώνει επίσης τη χρήση του χώρου. Οι έξυπνοι έλεγχοι κτιρίων παρέχουν σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τα πρότυπα χρήσης των χώρων [34]. Με αυτές τις πληροφορίες, οι διαχειριστές εγκαταστάσεων μπορούν να λαμβάνουν βέλτιστες αποφάσεις σχετικά με τη χρήση των χώρων, τη βέλτιστη αξιοποίηση των πόρων και τη μέγιστη αποδοτικότητα του κτιρίου. Ο έξυπνος προγραμματισμός των αιθουσών συσκέψεων, ο εντοπισμός των υποαξιοποιημένων χώρων και η προσαρμοστική αξιοποίηση των πόρων με βάση την πραγματική χρήση γίνονται πραγματικότητα, οδηγώντας σε βελτιστοποιημένη αξιοποίηση των διαθέσιμων χώρων [43].

Η έξυπνη διαχείριση κτιρίων μέσω IoT σηματοδοτεί μια σημαντική αλλαγή στον τρόπο που διατηρούνται και λειτουργούν τα κτίρια. Η δυνατότητα αυτοματοποίησης και η προβολή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο προσφέρουν άμεσα οφέλη, όπως τη μείωση κόστους, την αύξηση της άνεσης για τους ενοικιαστές και τη μείωση του περιβαλλοντικού αποτυπώματος [44]. Η ολοκληρωμένη κατανόηση της απόδοσης των κτιρίων επιτυγχάνεται σε ένα στάδιο όπου είναι δυνατές οι αποφάσεις βάσει δεδομένων και οι προληπτικές παρεμβάσεις [4] [6] [7]. Τα έξυπνα κτίρια βρίσκονται στην κορυφή της σύγχρονης κατασκευής, αξιοποιώντας το IoT και τη λήψη αποφάσεων βάσει δεδομένων, με πλεονεκτήματα τόσο για τους ενοικιαστές όσο και για τους ιδιοκτήτες κτιρίων

## **Η Ανάγκη για Πρόβλεψη στα Έξυπνα Κτίρια**

### **Από την Παρακολούθηση στην Πρόβλεψη:** **Reactive vs Proactive Management**

Η βασική υποδομή των έξυπνων κτιρίων που περιγράφηκε στην ενότητα 2.1 παρέχει την παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο της κατανάλωσης ενέργειας, της θερμοκρασίας, της υγρασίας και άλλων περιβαλλοντικών παραμέτρων μέσω της ενσωμάτωσης αισθητήρων IoT. Ωστόσο, η απλή παρακολούθηση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο οδηγεί σε αντιδραστική διαχείριση, όπου το σύστημα ανταποκρίνεται μόνο μετά την εμφάνιση ενός γεγονότος [2]. Αυτή η προσέγγιση, αν και χρήσιμη, παρουσιάζει σημαντικούς περιορισμούς στην επίτευξη βέλτιστης ενεργειακής απόδοσης και οικονομικής αποδοτικότητας.

Τα αντιδραστικά συστήματα διαχείρισης κτιρίων λειτουργούν με τη λογική "μέτρηση → αντίδραση", όπου οι αποφάσεις λαμβάνονται μόνο ως απάντηση σε παρατηρούμενες αλλαγές [11]. Στον έλεγχο θερμοστάτη, για παράδειγμα, το σύστημα HVAC ενεργοποιείται μόνο αφού η θερμοκρασία έχει ήδη αποκλίνει από το επιθυμητό εύρος, με αποτέλεσμα οι ενοίκοι να βιώνουν περιόδους θερμικής δυσφορίας. Στην απόκριση ζήτησης, τα φορτία μειώνονται αφού ήδη έχει εμφανιστεί αιχμή στη ζήτηση, χάνοντας την ευκαιρία για προληπτική διαχείριση. Στη συντήρηση εξοπλισμού, η επισκευή πραγματοποιείται μόνο αφού ο εξοπλισμός έχει ήδη αποτύχει, οδηγώντας σε αυξημένο χρόνο διακοπής λειτουργίας και κόστος έκτακτης επισκευής. Τα κύρια μειονεκτήματα αυτής της προσέγγισης περιλαμβάνουν την αργή απόκριση λόγω της καθυστέρησης μεταξύ του γεγονότος και της αντίδρασης, τη μειωμένη άνεση των χρηστών, το αυξημένο λειτουργικό κόστος λόγω έλλειψης δυνατότητας βελτιστοποίησης βάσει προγραμματισμού, και τις χαμένες ευκαιρίες εξοικονόμησης καθώς δεν αξιοποιούνται οι χρονικά διαφοροποιημένες τιμολογιακές πολιτικές ή τα οικονομικά κίνητρα προγραμμάτων απόκρισης ζήτησης [2] [11].

Η μετάβαση από την αντιδραστική στην προληπτική διαχείριση επιτυγχάνεται μέσω της ενσωμάτωσης προγνωστικών μοντέλων μηχανικής μάθησης που επιτρέπουν την πρόβλεψη της μελλοντικής ενεργειακής κατανάλωσης και τη λήψη βελτιστοποιημένων αποφάσεων πριν από την εμφάνιση των γεγονότων [2] [9]. Αυτή η προγνωστική ικανότητα αλλάζει τη λογική λειτουργίας σε "πρόβλεψη → βελτιστοποίηση → δράση", επιτρέποντας στα συστήματα να προβλέπουν τις μελλοντικές ανάγκες και να προσαρμόζουν προληπτικά τις λειτουργίες τους [9] [11]. Η έρευνα έχει δείξει ότι η εφαρμογή data-driven προγνωστικών μοντέλων σε συστήματα διαχείρισης ενέργειας κτιρίων οδηγεί σε σημαντικές βελτιώσεις τόσο στην ενεργειακή απόδοση όσο και στην οικονομική αποδοτικότητα, με τη δυνατότητα μείωσης της κατανάλωσης ενέργειας έως και 30% σε ορισμένες εφαρμογές [9] [11].

Η προληπτική διαχείριση επιτρέπει την εφαρμογή προηγμένων στρατηγικών βελτιστοποίησης που είναι αδύνατες με τα αντιδραστικά συστήματα. Ο θερμικός προκλιματισμός αποτελεί μια τέτοια στρατηγική, όπου η πρόβλεψη της μελλοντικής πληρότητας και των καιρικών συνθηκών επιτρέπει τη θέρμανση ή ψύξη του κτιρίου πριν την άφιξη των ενοίκων, εκμεταλλευόμενη τη θερμική αδράνεια του κτιρίου για ενεργειακή εξοικονόμηση χωρίς συμβιβασμούς στην άνεση [2] [9]. Η μετατόπιση φορτίων και η μείωση των αιχμών ζήτησης αποτελούν μια άλλη κρίσιμη εφαρμογή, όπου η πρόβλεψη των ωρών αιχμής επιτρέπει τη μετακίνηση ελαστικών φορτίων όπως η φόρτιση ηλεκτρικών οχημάτων, η θέρμανση νερού, και η λειτουργία πλυντηρίων σε περιόδους χαμηλής ζήτησης. Αυτό οδηγεί σε σημαντική μείωση του κόστους αιχμής που αποτελεί συνήθως 30-50% του συνολικού λογαριασμού ηλεκτρικής ενέργειας σε εμπορικά κτίρια και διευκολύνει τη συμμετοχή σε προγράμματα απόκρισης ζήτησης με αυτοματοποιημένη και έγκαιρη απόκριση [11] [13].

Το ενεργειακό arbitrage αποτελεί μια προηγμένη στρατηγική που εξαρτάται πλήρως από την προγνωστική ικανότητα και αξιοποιεί τις διαφορές στις τιμές της ηλεκτρικής ενέργειας κατά τη διάρκεια της ημέρας [13] [15]. Τα προγνωστικά μοντέλα επιτρέπουν την αποθήκευση ενέργειας, είτε θερμικά μέσω της προθέρμανσης νερού ή της θερμικής μάζας του κτιρίου είτε ηλεκτρικά μέσω συστημάτων αποθήκευσης ενέργειας, όταν οι τιμές είναι χαμηλές, και τη χρήση της αποθηκευμένης ενέργειας κατά τις ώρες υψηλής τιμολόγησης. Αυτή η στρατηγική αξιοποιεί τις χρονικά διαφοροποιημένες τιμολογιακές πολιτικές και μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές οικονομικές εξοικονομήσεις, ειδικά σε περιοχές με μεγάλη διακύμανση τιμών μεταξύ ωρών αιχμής και εκτός αιχμής. Επιπρόσθετα, η προγνωστική συντήρηση αποτελεί μια εφαρμογή όπου η ανίχνευση σημαντικών αποκλίσεων μεταξύ προβλεπόμενης και πραγματικής κατανάλωσης ενέργειας επιτρέπει τον έγκαιρο εντοπισμό υποβάθμισης της απόδοσης του εξοπλισμού, όπως sensor drift, διαρροές ψυκτικού υγρού σε συστήματα HVAC, ή φθορά κινητήρων, και τον προγραμματισμό συντήρησης πριν την πλήρη αποτυχία του εξοπλισμού, μειώνοντας το κόστος και τον χρόνο διακοπής λειτουργίας [2] [45].

Στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας, αναπτύχθηκαν και αξιολογήθηκαν εννέα διαφορετικά μοντέλα πρόβλεψης, συμπεριλαμβανομένων γραμμικών μοντέλων (Ridge, ElasticNet), ensemble μεθόδων (LightGBM, XGBoost, CatBoost, Random Forest), instance-based μεθόδων (k-NN), και μοντέλων βαθιάς μάθησης (LSTM, Transformers), σε πολλαπλούς χρονικούς ορίζοντες από 5 λεπτά έως 1 μήνα. Αυτή η πολυεπίπεδη προσέγγιση στοχεύει να επιτρέψει την προληπτική βελτιστοποίηση σε όλες τις παραπάνω εφαρμογές, από τον άμεσο έλεγχο HVAC σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα έως τον προγραμματισμό συντήρησης και τη στρατηγική ενεργειακή διαχείριση σε μακροπρόθεσμο ορίζοντα [2] [9]. Η εμπειρική αξιολόγηση αυτών των μοντέλων σε πραγματικά, θορυβώδη δεδομένα IoT από ετερογενή υποσυστήματα κτιρίων συμβάλλει στην κατανόηση της πρακτικής εφαρμοσιμότητας και αξιοπιστίας των προγνωστικών συστημάτων στην προληπτική διαχείριση έξυπνων κτιρίων.

* Ανίχνευση αποκλίσεων μεταξύ προβλεπόμενης και πραγματικής κατανάλωσης
* Έγκαιρος εντοπισμός υποβάθμισης απόδοσης εξοπλισμού (sensor drift, refrigerant leaks)
* Προγραμματισμός συντήρησης πριν την πλήρη αποτυχία του εξοπλισμού

### **Χρονικοί Ορίζοντες Πρόβλεψης**

Οι εφαρμογές πρόβλεψης φορτίου (load forecasting) κατηγοριοποιούνται παραδοσιακά βάσει του χρονικού ορίζοντα (forecast horizon). Η διεθνής βιβλιογραφία διακρίνει τέσσερις κύριες κατηγορίες [46]:

1. **Very Short-Term Load Forecasting (VSTLF)**

Ο χρονικός ορίζοντας της VSTLF [47] καλύπτει από λίγα λεπτά έως μερικές ώρες μπροστά, με δειγματοληψία συνήθως 1-5 λεπτά. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν real-time operations and control για άμεση ισορροπία ζήτησης και dispatch decisions, real-time control συστημάτων HVAC, ισορροπία φορτίου σε microgrids, energy purchase και operational fine-tuning για τα επόμενα λεπτά ή ώρες, καθώς και βραχυπρόθεσμη απόκριση σε DR σήματα [46]. Οι κύριες προκλήσεις περιλαμβάνουν τον υψηλό θόρυβο, τις στοχαστικές διακυμάνσεις, και τα απαιτητικά computational requirements για real-time inference.

2. **Short-Term Load Forecasting (STLF)**

Ο χρονικός ορίζοντας της STLF [48] εκτείνεται από λεπτά ή ώρες έως ημέρες, συνήθως έως 24 ώρες ή έως 1 εβδομάδα ανάλογα με το πλαίσιο [46], με δειγματοληψία 15 λεπτά έως 1 ώρα. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν transmission, transfer και distribution operations, daily load management και unit commitment, day-ahead scheduling HVAC συστημάτων, thermal pre-conditioning βάσει καιρικών προβλέψεων, short-term scheduling και maintenance planning, βελτιστοποίηση συμμετοχής σε day-ahead ενεργειακές αγορές, ESCO energy performance contracts και power purchase/production decisions, καθώς και προγραμματισμό ελαστικών φορτίων όπως πλυντήρια, ηλεκτρικά οχήματα, και θερμοσίφωνες [46]. Οι κύριες προκλήσεις αφορούν την εβδομαδιαία εποχικότητα, την επίδραση των καιρικών συνθηκών, και τις ειδικές ημέρες όπως αργίες.

3. **Medium-Term Load Forecasting (MTLF)**

Ο χρονικός ορίζοντας της MTLF [45] καλύπτει από εβδομάδες έως μήνες [46], με δειγματοληψία 1 ώρα έως 1 ημέρα. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν resource planning και fuel procurement, προγραμματισμό scheduled maintenance χωρίς επηρεασμό της λειτουργίας, medium-term contract decisions και operational planning για εβδομάδες ή μήνες, προσδιορισμό της ανάγκης για εποχιακό back-up εξοπλισμό, προγραμματισμό staffing και λειτουργικών πόρων, καθώς και μηνιαία budgeting για το ενεργειακό κόστος [46]. Οι κύριες προκλήσεις αφορούν τη μηνιαία και εποχιακή εποχικότητα, την κλιματική μεταβλητότητα, και τις μακροπρόθεσμες τάσεις.

4. **Long-Term Load Forecasting (LTLF)**

Ο χρονικός ορίζοντας της LTLF [49] εκτείνεται από μήνες έως έτη [46], με δειγματοληψία 1 ημέρα έως 1 μήνα. Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν infrastructure investment και capacity expansion, στρατηγικό σχεδιασμό επενδύσεων σε ενεργειακό εξοπλισμό, policy and regulatory planning, ετήσιο budgeting και οικονομική προβολή, long-range demand forecasting βασισμένο σε κοινωνικοοικονομικές τάσεις όπως η αύξηση του πληθυσμού και οι τιμές ενέργειας, αξιολόγηση επενδύσεων σε Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας ή συστήματα αποθήκευσης, καθώς και συμβατικές υποχρεώσεις για power purchase agreements (PPAs) [46]. Οι κύριες προκλήσεις αφορούν μακροπρόθεσμες τάσεις όπως αλλαγές στη χρήση του κτιρίου και την υιοθέτηση νέων τεχνολογιών, την κλιματική αλλαγή, και τους οικονομικούς κύκλους.

5.**Σχέση Ορίζοντα και Ακρίβειας**

Η βιβλιογραφία επισημαίνει ότι η ακρίβεια πρόβλεψης υποβαθμίζεται γενικά καθώς αυξάνεται ο ορίζοντας [46]. Η επιλογή μοντέλου, η ποιότητα δεδομένων και η ενσωμάτωση πρόσθετων πηγών (καιρός, ημερολόγιο, κοινωνικά μέσα, telemetry) επηρεάζουν σημαντικά την ακρίβεια. Συνιστώνται probabilistic approaches (quantile regression, Monte Carlo, Bayesian analysis) για την ποσοτικοποίηση της αβεβαιότητας σε όλους τους ορίζοντες . Ο χειρισμός πολλαπλών χρονικών κλιμάκων και η ενσωμάτωση πληροφοριών αβεβαιότητας αποτελούν κλειδί για τη βελτίωση της αξιοπιστίας πρόβλεψης σε μεγαλύτερους ορίζοντες [46].

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ορίζοντας | Κατηγορία | Εφαρμογή στο Σύστημα |
| 5 λεπτά (h=1) | VSTLF | Real-time HVAC control, immediate DR response |
| 30 λεπτά (h=6) | VSTLF | Sub-hour load balancing |
| 1 ώρα (h=12) | STLF | Hourly scheduling, intraday optimization |
| 3 ώρες (h=36) | STLF | Morning/afternoon planning |
| 12 ώρες (h=144) | STLF | Day-ahead scheduling |
| 1 ημέρα (h=288) | STLF | Daily operational planning |
| 1 εβδομάδα (h=2016) | MTLF | Weekly maintenance scheduling |
| 1 μήνας (h=8640) | MTLF | Monthly budgeting και strategic planning |

Πίνακας 1 - 8 Διαφορετικοί Χρονικοί Ορίζοντες για τις Κατηγορίες VSTLF, STLF και MTLF

Στην παρούσα διατριβή αξιολογήθηκαν 8 διαφορετικοί χρονικοί ορίζοντες που καλύπτουν τις κατηγορίες VSTLF, STLF και MTLF. Αυτή η ολοκληρωμένη αξιολόγηση επιτρέπει την επιλογή του κατάλληλου μοντέλου για κάθε εφαρμογή, καθώς διαφορετικοί αλγόριθμοι υπερέχουν σε διαφορετικούς ορίζοντες

### **Temporal Granularity και η Επιλογή 5-λεπτης Δειγματοληψίας**

Η επιλογή της χρονικής λεπτομέρειας ή της συχνότητας δειγματοληψίας αποτελεί σημαντική απόφαση στον σχεδιασμό, με άμεσες συνέπειες στην ακρίβεια των προβλέψεων, την υπολογιστική πολυπλοκότητα και τη χρήση σε πραγματικές εφαρμογές.

Συμβιβασμοί στη χρονική λεπτομέρεια: Δειγματοληψία κάθε 1 λεπτό: Προσφέρει μεγαλύτερη λεπτομέρεια και καλύτερη ανίχνευση στιγμιαίων αλλαγών, όπως ενεργοποιήσεις συσκευών. Ωστόσο, έχει σημαντικά μειονεκτήματα, όπως υπερβολικά υψηλό θόρυβο μέτρησης, πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων (περίπου 525.600 σημεία ανά έτος ανά αισθητήρα), υψηλό υπολογιστικό κόστος για εκπαίδευση και συμπεράσματα, καθώς και δυσκολία στη μοντελοποίηση μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων (μεγάλες καθυστερήσεις).

Δειγματοληψία 5 λεπτών (επιλογή αυτής της έρευνας): Η δειγματοληψία των 5 λεπτών παρέχει ισορροπία μεταξύ λεπτομέρειας και θορύβου, προσφέροντας συμβατότητα με πολλά BEMS (Συστήματα Διαχείρισης Ενέργειας Κτιρίων), επαρκή ανάλυση για ενδοημερήσια πρότυπα χωρίς υπερβολικό όγκο δεδομένων, καλή απόδοση για εφαρμογές VSTLF και STLF, και διαχειρίσιμο όγκο δεδομένων (περίπου 105.120 σημεία ανά έτος ανά αισθητήρα). Το κύριο μειονέκτημα είναι ότι οι μεταβατικές καταστάσεις μικρότερες των 5 λεπτών χάνονται πολύ γρήγορα.

Δειγματοληψία 15 λεπτών: Η δειγματοληψία 15 λεπτών είναι το βιομηχανικό πρότυπο για τους έξυπνους μετρητές και προσφέρει μειωμένο θόρυβο. Ωστόσο, έχει περιορισμένη χρησιμότητα για εφαρμογές VSTLF (< 1 ώρα), χαμηλότερη ανάλυση για έλεγχο σε πραγματικό χρόνο και χάνεται σημαντικό μέρος των ενδοημερήσιων μοτίβων.Δειγματοληψία 15 λεπτών: Η δειγματοληψία 15 λεπτών είναι το βιομηχανικό πρότυπο για τους έξυπνους μετρητές και προσφέρει μειωμένο θόρυβο. Ωστόσο, έχει περιορισμένη χρησιμότητα για εφαρμογές VSTLF (< 1 ώρα), χαμηλότερη ανάλυση για έλεγχο σε πραγματικό χρόνο και χάνονται σημαντικά ενδοημερήσια μοτίβα.

Δειγματοληψία 1 ώρας: Η δειγματοληψία ανά ώρα παρέχει πολύ σταθερά δεδομένα και χαμηλό υπολογιστικό φορτίο. Ωστόσο, δεν είναι κατάλληλη για εφαρμογές VSTLF, προσφέρει χαμηλή χρονική ανάλυση για τον έλεγχο HVAC και οδηγεί σε υπερβολική εξομάλυνση σημαντικών προτύπων.

Η επιλογή των 5 λεπτών στην παρούσα μελέτη (12 δείγματα/ώρα, 288 δείγματα/ημέρα) βασίστηκε σε τέσσερα κύρια κριτήρια:

* Συμβατότητα με τη δυναμική του κτιρίου: Τα συστήματα HVAC έχουν χρονικές σταθερές στην περιοχή των 10-30 λεπτών και η δειγματοληψία 5 λεπτών επιτρέπει την παρακολούθηση των θερμικών μεταβατικών φαινομένων με επαρκή ανάλυση για τις αλλαγές φορτίου που προκαλούνται από την κατοίκηση.
* Διαχείριση θορύβου: Στη δειγματοληψία 1 λεπτού, ο θόρυβος μέτρησης αποτελεί σημαντικό ποσοστό του σήματος. Ο μέσος όρος 5 λεπτών λειτουργεί ως φυσικό φίλτρο χαμηλής διέλευσης που διατηρεί τις στοχαστικές διακυμάνσεις χωρίς να τις ενισχύει υπερβολικά.
* Υπολογιστική σκοπιμότητα: Με 52 αισθητήρες × 9,5 μήνες × 288 δείγματα/ημέρα, λαμβάνονται περίπου 4,2 εκατομμύρια σημεία (αντί για ~29 εκατομμύρια σε δειγματοληψία 1 λεπτού). Αυτό επιτρέπει την εκπαίδευση σύνθετων μοντέλων (σύνολα δέντρων με χαρακτηριστικά μεγάλης καθυστέρησης) και την εξαγωγή συμπερασμάτων σε πραγματικό χρόνο σε συσκευές περιφέρειας με περιορισμένους πόρους, όπως το Raspberry Pi.
* Πρόβλεψη πολλαπλών οριζόντων: Η δειγματοληψία 5 λεπτών καλύπτει VSTLF (5 λεπτά h=1, 30 λεπτά h=6, 1 ώρα h=12), STLF (3 ώρες h=36, 12 ώρες h=144, 1 ημέρα h=288) και MTLF (1 εβδομάδα h=2016, 1 μήνας h=8640).
* Σύγκριση με τη βιβλιογραφία: Οι περισσότερες μελέτες στη διεθνή βιβλιογραφία χρησιμοποιούν διαστήματα δειγματοληψίας 15 λεπτών ή 1 ώρας για βραχυπρόθεσμες και μεσοπρόθεσμες προβλέψεις φορτίου (STLF/MTLF), ειδικά όταν εφαρμόζουν τεχνικές μηχανικής μάθησης και αισθητήρες IoT [50]. Αντίθετα, οι μελέτες που αφορούν τη μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (NILM) βασίζονται συνήθως σε πολύ μικρότερα διαστήματα, από 1 δευτερόλεπτο έως 1 λεπτό, για να επιτρέπουν την ανάλυση σε επίπεδο συσκευής [51]. Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια, υπάρχει μια αυξανόμενη τάση προς τη χρήση διαστήματος δειγματοληψίας 5 λεπτών, καθώς προσφέρει μια πρακτική ισορροπία μεταξύ λεπτομέρειας και υπολογιστικής αποδοτικότητας στις εφαρμογές πρόβλεψης φορτίου. Ακολουθώντας αυτή την τάση, επιλέξαμε επίσης ένα διάστημα δειγματοληψίας 5 λεπτών σε αυτή τη μελέτη, ώστε να καλύψουμε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, από πολύ βραχυπρόθεσμες έως μεσοπρόθεσμες προβλέψεις φορτίου [52].

Επίδραση στην απόδοση του μοντέλου

Τα πειραματικά αποτελέσματα (Κεφάλαιο 4) δείχνουν ότι η δειγματοληψία 5 λεπτών: Επιτρέπει στα μοντέλα βασισμένα σε δέντρα (LightGBM, XGBoost, CatBoost) να επιτύχουν wMAPE κάτω από 10% στους περισσότερους ορίζοντες. Παρέχει επαρκές σήμα για την ανίχνευση περιοδικών μοτίβων, όπως ημερήσια και εβδομαδιαία εποχικότητα. Επιτρέπει επίσης την ενσωμάτωση μακροπρόθεσμων δεδομένων. καθυστερήσεων (έως 2 εβδομάδες) χωρίς υπερβολική διάσταση χαρακτηριστικών

Συμπέρασμα: Η πρόβλεψη δεν είναι απλώς μια προαιρετική προσθήκη στα έξυπνα κτίρια, αλλά μια προϋπόθεση για την πραγματική βελτιστοποίηση. Η επιλογή του κατάλληλου ορίζοντα πρόβλεψης και της χρονικής λεπτομέρειας καθορίζει ποιες εφαρμογές είναι εφικτές και ποια μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά.

## **Η Ανάγκη για Πρόβλεψη στα Έξυπνα Κτίρια**

### **Επισκόπηση Μεθόδων Πρόβλεψης**

Η πρόβλεψη της ενεργειακής κατανάλωσης σε κτίρια έχει αποτελέσει αντικείμενο εκτεταμένης έρευνας κατά τις τελευταίες δεκαετίες. Σύμφωνα με συστηματικές ανασκοπήσεις της βιβλιογραφίας, η πρόβλεψη (forecasting) αποτελεί την κύρια εφαρμογή της Μηχανικής Μάθησης στον τομέα της ενέργειας κτιρίων (Building Energy - BE). Οι μέθοδοι που έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις κύριες οικογένειες [53]:

1. **Στατιστικές Μέθοδοι (Statistical Methods)**

Οι παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι αποτέλεσαν τις πρώτες προσεγγίσεις για την πρόβλεψη χρονοσειρών ενέργειας:

**ARIMA & SARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)** [54]

* Μοντελοποιούν τη χρονοσειρά ως συνδυασμό αυτοπαλίνδρομων (AR) και κινούμενων μέσων (MA) όρων
* SARIMA προσθέτει εποχικούς όρους για την αντιμετώπιση daily/weekly patterns
* Πλεονεκτήματα: Απλότητα, ερμηνευσιμότητα, καλή θεωρητική βάση
* Μειονεκτήματα:
  + Προϋποθέτουν στασιμότητα (stationarity)
  + Δυσκολία μοντελοποίησης μη-γραμμικών σχέσεων
  + Περιορισμένη ικανότητα ενσωμάτωσης εξωγενών μεταβλητών (καιρός, πληρότητα)
  + Χειροκίνητη επιλογή τάξης μοντέλου (p, d, q)

**Exponential Smoothing (Holt-Winters)** [33]

* Weighted average παλαιότερων παρατηρήσεων με εκθετικά μειούμενα βάρη
* Υποστηρίζει τάση (trend) και εποχικότητα (seasonality)
* Πλεονεκτήματα: Πολύ γρήγορο, χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα
* Μειονεκτήματα: Υποθέτει σταθερά μοτίβα εποχικότητας, δεν χειρίζεται ξαφνικές αλλαγές

**Regression Models**

* Γραμμική παλινδρόμηση με χειροκίνητα κατασκευασμένα features (hour, day\_of\_week, temperature)
* Πλεονεκτήματα: Ερμηνευσιμότητα, γρήγορο training
* Μειονεκτήματα: Γραμμική υπόθεση, περιορισμένη εκφραστικότητα

2. Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning)

Με την άνοδο του machine learning, οι ερευνητές στράφηκαν σε πιο εκφραστικές μεθόδους που μπορούν να μοντελοποιήσουν πολύπλοκες μη-γραμμικές σχέσεις:

1. **Linear Models με Regularization**
   1. Ridge Regression (L2 Regularization): Προσθέτει penalty όρο α · ||w||₂² στη συνάρτηση κόστους. Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν την αποτροπή overfitting σε high-dimensional feature spaces, τη numerically stable συμπεριφορά ακόμα και με multicollinearity, και το πολύ γρήγορο training και inference. Τα μειονεκτήματα είναι ότι δεν πραγματοποιεί feature selection (όλα τα features παραμένουν) και βασίζεται σε γραμμική υπόθεση.
   2. Lasso Regression (L1 Regularization): Προσθέτει penalty όρο α · ||w||₁. Το πλεονέκτημα είναι η αυτόματη feature selection (πολλά βάρη γίνονται ακριβώς 0), ενώ το μειονέκτημα είναι ότι μπορεί να είναι ασταθές με correlated features.
   3. ElasticNet (L1 + L2): Συνδυασμός Ridge και Lasso με την εξίσωση α₁ · ||w||₁ + α₂ · ||w||₂². Παρέχει ισορροπία μεταξύ feature selection και stability. Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιείται ως baseline για σύγκριση με πιο σύνθετα μοντέλα.
2. **Tree-Based Ensemble Methods**

Τα ensemble μοντέλα βασισμένα σε δέντρα αποφάσεων έχουν κυριαρχήσει στις τελευταίες δεκαετίες λόγω της εξαιρετικής απόδοσης σε tabular data:

1. Random Forest (RF): Βασίζεται σε bootstrap aggregating (bagging) πολλών deep decision trees. Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν robustness σε overfitting, feature importance ranking, και παράλληλη εκπαίδευση. Τα μειονεκτήματα είναι το μεγάλο μέγεθος μοντέλου (πολλά δέντρα) και η αργή inference σε real-time συστήματα.
2. ExtraTrees (Extremely Randomized Trees): Παρόμοιο με RF αλλά με τυχαία splits αντί για βέλτιστα. Προσφέρει ταχύτερο training από RF και μειωμένη διακύμανση, αλλά μπορεί να έχει υψηλότερο bias από RF.
3. **Gradient Boosting Machines**

Τα boosting μοντέλα εκπαιδεύουν διαδοχικά δέντρα που διορθώνουν τα λάθη των προηγούμενων:

* 1. LightGBM (Light Gradient Boosting Machine): Χρησιμοποιεί leaf-wise tree growth (αντί για level-wise) και histogram-based splitting για ταχύτητα. Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν εξαιρετική ταχύτητα training, χαμηλή κατανάλωση μνήμης, υψηλή ακρίβεια, και built-in categorical feature support. Αποτελεί κορυφαίο μοντέλο σε Kaggle competitions και industry standard.
  2. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting): Βελτιστοποιημένη υλοποίηση gradient boosting με regularization. Προσφέρει L1/L2 regularization για overfitting prevention, built-in handling missing values, και παράλληλη κατασκευή δέντρων. Έχει ευρεία υιοθέτηση σε production systems.
  3. CatBoost (Categorical Boosting): Ειδικά σχεδιασμένο για categorical features με ordered boosting για αποφυγή target leakage. Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν native support για categorical variables, robustness σε overfitting, και καλή out-of-the-box απόδοση. Το μειονέκτημα είναι το αργότερο training σε σύγκριση με το LightGBM.

1. **Instance-Based Learning**
   1. k-Nearest Neighbors (k-NN): Πρόβλεψη βάσει των k πλησιέστερων ιστορικών παραδειγμάτων. Τα πλεονεκτήματα είναι ότι δεν κάνει υποθέσεις για τη μορφή της συνάρτησης, είναι εξαιρετικά απλό, και αποτελεσματικό για περιοδικά μοτίβα όπως server loads που επαναλαμβάνονται. Τα μειονεκτήματα περιλαμβάνουν αργή inference (πρέπει να υπολογίσει αποστάσεις από όλο το training set), ευαισθησία σε feature scaling, και curse of dimensionality σε high-dimensional spaces.
2. **Time Series Specific Models**
   1. Prophet (Facebook): Additive model της μορφής y(t) = trend + seasonality + holidays + error, για decomposable χρονοσειρές με multiple seasonalities. Τα πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν user-friendly interface, αυτόματη ανίχνευση changepoints, και built-in holiday effects. Τα μειονεκτήματα είναι ότι είναι σχεδιασμένο για daily/weekly data και όχι για high-frequency (5-min) δεδομένα, και δεν αξιοποιεί exogenous features αποτελεσματικά. Στην παρούσα έρευνα εμφάνισε αποτυχία με 0% success rate (wMAPE > 20% σε όλα τα συστήματα).
3. **Μέθοδοι Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning)**

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν προσελκύσει σημαντική προσοχή για την πρόβλεψη χρονοσειρών:

1. LSTM (Long Short-Term Memory): Recurrent Neural Network με gates για μακροπρόθεσμη μνήμη. Θεωρητικά πλεονεκτήματα περιλαμβάνουν τη μοντελοποίηση μακροχρόνιων εξαρτήσεων και την αυτόματη feature extraction από raw sequences. Τα μειονεκτήματα είναι ότι απαιτεί πολύ μεγάλα datasets (>100k samples), είναι ευαίσθητο σε hyperparameters, και έχει αργή εκπαίδευση. Στην παρούσα έρευνα εμφάνισε αποτυχία σε θορυβώδη IoT data, καθώς δεν πέτυχε wMAPE < 20% σε κανένα σύστημα.
2. GRU (Gated Recurrent Unit): Απλοποιημένη εκδοχή του LSTM που χρησιμοποιεί λιγότερες παραμέτρους. Προσφέρει παρόμοια απόδοση με το LSTM αλλά με μειωμένο υπολογιστικό κόστος, καθιστώντας το πιο κατάλληλο για εφαρμογές με περιορισμένους πόρους.
3. Transformers & Attention Mechanisms: Πρόσφατες αρχιτεκτονικές που αντικαθιστούν τα recurrent layers με attention mechanisms, επιτρέποντας παράλληλη επεξεργασία των sequences. Ωστόσο, απαιτούν τεράστια datasets και σημαντικούς computational resources, καθιστώντας τα δύσκολα στην εφαρμογή σε μικρότερα IoT datasets.
4. Convolutional Neural Networks (CNN): Χρησιμοποιούν 1D convolutions για την επεξεργασία χρονοσειρών, εξάγοντας local patterns από τα δεδομένα. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για pattern detection σε multi-variate sequences και μπορούν να συνδυαστούν με άλλες αρχιτεκτονικές για βελτιωμένη απόδοση.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Κατηγορία | Ταχύτητα Training | Inference Speed | Ακρίβεια σε Tabular | Ερμηνευσιμότητα | Data Requirements |
| Statistical | Πολύ Γρήγορη | Πολύ Γρήγορη | Μέτρια | Εξαιρετική | Μικρά-Μεσαία |
| Linear ML | Πολύ Γρήγορη | Πολύ Γρήγορη | Καλή (σταθερά φορτία) | Πολύ καλή | Μικρά-Μεσαία |
| Tree Ensembles | Γρήγορη – Μέτρια | Γρήγορη | Εξαιρετική | Μέτρια (features importance) | Μεσαία |
| k-NN | Μηδενική (lazy) | Αργή | Καλή (περιοδικά) | Μέτρια | Μεσαία – Μεγάλα |
| Deep Learning | Πολύ αργή | Μέτρια | Μέτρια (θορυβώδη data) | Χαμηλή | Πολύ Μεγάλα |

Πίνακας 2 - Σύγκριση Οικογενειών Μεθόδων

Από την ανάλυση συστηματικών ανασκοπήσεων προκύπτει η ακόλουθη κατάταξη αλγορίθμων με βάση τη συχνότητα εμφάνισης σε μελέτες πρόβλεψης ενέργειας κτιρίων [53]:

1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN/MLP): Η συχνότερα χρησιμοποιούμενη τεχνική μεταξύ των υπολογιστικών μεθόδων. Εφαρμόζονται επιτυχώς σε πρόβλεψη, ταξινόμηση, μοντελοποίηση και βελτιστοποίηση.
2. LSTM (Long Short-Term Memory): Εμφανίζει την υψηλότερη κατανομή (allocation) στις μελέτες βαθιάς μάθησης για ενέργεια κτιρίων, ακολουθούμενη από ANN και CNN.
3. Ensemble Methods (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost): Αυξανόμενη συχνότητα χρήσης λόγω της υψηλής ακρίβειας και αξιοπιστίας που προσφέρουν.
4. Support Vector Regression (SVR): Συχνά χρησιμοποιείται σε συγκριτικές μελέτες και ομαδικές (ensemble) προσεγγίσεις. Θεωρείται ότι παρέχει γενικά υψηλότερη απόδοση από την ANN.
5. Linear/Multiple Linear Regression (MLR): Ευρέως χρησιμοποιείται ως baseline και ως μέρος ομαδικών μοντέλων.
6. Extreme Learning Machine (ELM): Συχνό αντικείμενο σύγκρισης σε ensemble μελέτες.

Σημαντική Παρατήρηση: Ενώ τα νευρωνικά δίκτυα (ANN, LSTM) εμφανίζονται συχνά στη βιβλιογραφία, η συχνότητα χρήσης δεν συνεπάγεται απαραίτητα ανωτερότητα απόδοσης — όπως θα συζητηθεί στην Ενότητα 2.3.3, η επιλογή αλγορίθμου εξαρτάται κρίσιμα από το μέγεθος και την ποιότητα των δεδομένων [53].

### **Αλγόριθμοι που αξιολογήθηκαν στην παρούσα έρευνα**

Στην παρούσα διατριβή επιλέχθηκαν **8 αντιπροσωπευτικοί αλγόριθμοι** από τις παραπάνω κατηγορίες για ολοκληρωμένη σύγκριση:

1. Ridge Regression: Κατηγορία Linear ML με hyperparameter α (regularization strength). Χρησιμοποιείται ως baseline για σύγκριση και για εκτίμηση της γραμμικής συνιστώσας του φορτίου.
2. ElasticNet: Κατηγορία Linear ML με hyperparameters α (overall regularization) και l1\_ratio (balance L1/L2). Εφαρμόζεται για feature selection και ως baseline με automatic relevance determination.
3. LightGBM: Κατηγορία Gradient Boosting με hyperparameters num\_leaves, learning\_rate, n\_estimators, και min\_child\_samples. Αποτελεί το κύριο μοντέλο για production, προσφέροντας ισορροπία ακρίβειας και ταχύτητας.
4. XGBoost: Κατηγορία Gradient Boosting με hyperparameters max\_depth, learning\_rate, n\_estimators, reg\_alpha, και reg\_lambda. Χρησιμοποιείται για σύγκριση με LightGBM και αξιολόγηση των regularization effects.
5. CatBoost: Κατηγορία Gradient Boosting με hyperparameters depth, learning\_rate, iterations, και l2\_leaf\_reg. Εφαρμόζεται για robustness testing και αξιολόγηση out-of-the-box performance.
6. ExtraTrees: Κατηγορία Random Forest variant με hyperparameters n\_estimators, max\_depth, και min\_samples\_split. Χρησιμοποιείται για σύγκριση bagging vs boosting προσεγγίσεων.
7. k-Nearest Neighbors (k-NN): Κατηγορία Instance-based με hyperparameters k (number of neighbors) και distance metric. Εφαρμόζεται για περιοδικά μοτίβα (όπως server loads) και ως non-parametric baseline.
8. Prophet: Κατηγορία Time series decomposition με hyperparameters changepoint\_prior\_scale και seasonality\_prior\_scale. Χρησιμοποιείται για αξιολόγηση time-series-specific approach.

Μοντέλα που Δοκιμάστηκαν αλλά Αποτυχαίνουν:

1. LSTM (Long Short-Term Memory): Εμφάνισε αποτυχία με wMAPE > 20% σε όλα τα συστήματα. Οι αιτίες περιλαμβάνουν τα θορυβώδη IoT data, το περιορισμένο μέγεθος dataset (περίπου 9.5 μήνες), και την υψηλή stochastic variability.
2. NGBoost (Natural Gradient Boosting): Εμφάνισε αποτυχία με wMAPE > 20% και αργή σύγκλιση. Οι αιτίες είναι η πολυπλοκότητα των probabilistic predictions και το υψηλό computational cost.

### **Συγκριτικές Μελέτες από τη Βιβλιογραφία**

### **Κατάταξη Ισχύος (Robustness) Οικογενειών Αλγορίθμων**

Η συστηματική ανασκόπηση του Ardabili et al.αξιολόγησε την **ισχύ (robustness)** των αλγορίθμων με βάση τη **σύγκριση της ακρίβειας, της αξιοπιστίας και του χρόνου επεξεργασίας**. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα [53]:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Οικογένεια Αλγορίθμων** | **Κατάταξη Ισχύος** | **Εφαρμογή** |
| Βαθιά Μάθηση (DL) | Υψηλή Ισχύς | Πρόβλεψη ζήτησης, φορτίου κατανάλωσης |
| Hybrid/Ensemble | Υψηλή Ισχύς | Υψηλότερη ισχύς για πρόβλεψη ζήτησης φορτίου |
| SVM | Καλή Ισχύς | Πρόβλεψη Ζήτησης |
| ANN | Μέτρηση Ισχύς | Γενικής χρήσης |
| LR/MLR | Χαμηλότερη Ισχύς | Baseline για σύγκριση |

Πίνακας 3 - Κατάταξη Ισχύος Οικογενειών Αλγόρίθμων

**Βασικές Μετρήσεις Αξιολόγησης** [31]:

* **MSE** (Mean Squared Error)
* **RMSE** (Root Mean Squared Error)
* **MAE** (Mean Absolute Error)
* **MAPE** (Mean Absolute Percentage Error)
* **R²** (Coefficient of Determination)

**Υπεροχή Tree-Based Μοντέλων σε Περιορισμένα Δεδομένα**

Παρά τη γενική υπεροχή των μοντέλων Βαθιάς Μάθησης και Ομαδικών μεθόδων σε μεγάλα datasets, **σημαντικές μελέτες δείχνουν αντίθετα αποτελέσματα όταν τα δεδομένα είναι περιορισμένα ή θορυβώδη**:

**Ευρήματα Ardabili et al.** [53]**:**

"Σε ένα πλαίσιο πρόβλεψης φορτίου με **περιορισμένη διαθεσιμότητα δεδομένων εκπαίδευσης** (δύο μόνο χρόνια) και χωρίς αυτοπαλινδρομικά συστατικά, τα πιο απλά μοντέλα ΜΜ, όπως το **XGBoost**, απέδωσαν καλύτερα από τα μοντέλα ΒΜ (όπως TimeGPT)."

**Συνθήκες Υπεροχής Tree-Based Μοντέλων (XGBoost, LightGBM, CatBoost)** [55]:

1. **Περιορισμένα Δεδομένα Εκπαίδευσης**
   * Datasets με **διάρκεια < 2-3 έτη**
   * Τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης (π.χ. LSTM, TimeGPT) απαιτούν **ουσιαστικά δεδομένα εκπαίδευσης** και εκτεταμένες εξωγενείς εισόδους [53]
   * **Σύνδεση με την παρούσα έρευνα**: 9.5 μήνες δεδομένων (15 Οκτ. 2024 – 27 Ιουλ. 2025)
2. **Απουσία Αυτοπαλινδρομικών Συστατικών**
   * Σε προκλήσεις **μακροπρόθεσμης πρόβλεψης** όπου δεν είναι δυνατή η χρήση αυτοπαλινδρομικών συστατικών (λόγω άγνωστων μελλοντικών τιμών), το **XGBoost ξεχώρισε**
   * **Σύνδεση με την παρούσα έρευνα**: Walk-forward validation χωρίς future information leakage
3. **Σύνθετα/Θορυβώδη Σύνολα Δεδομένων**
   * Σε **σύνθετα σύνολα δεδομένων**, οι ομαδικές μέθοδοι όπως το **GBRT** και το **XGBoost** παρείχαν την **υψηλότερη απόδοση** και ακρίβεια σε σύγκριση με μεμονωμένες τεχνικές (SVM, RF, ANN)
   * **Σύνδεση με την παρούσα έρευνα**: 29M εγγραφές από 52 IoT αισθητήρες με stochastic noise
4. **Υπολογιστική Αποδοτικότητα**
   * Το XGBoost επιτυγχάνει υψηλή ακρίβεια ενώ παράλληλα διατηρεί **υπολογιστική αποδοτικότητα**, σε αντίθεση με τις σύνθετες αρχιτεκτονικές ΒΜ που απαιτούν σημαντικά υψηλότερο χρόνο εκπαίδευσης
   * **Σύνδεση με την παρούσα έρευνα**: Production deployment με real-time constraints

**Προβλήματα Βαθιάς Μάθησης σε IoT Περιβάλλοντα**

**Υπερπροσαρμογή σε Χρονικούς Θορύβους**:

* Τα υπάρχοντα μοντέλα Transformer-based τείνουν να **υπερπροσαρμόζονται σε χρονικούς θορύβους** (temporal noises) αντί να εξάγουν χρονικές σχέσεις όταν τους δίνεται μια μακρύτερη ακολουθία
* Η λανθασμένη πρόβλεψη τάσεων μπορεί να προκληθεί από **υπερπροσαρμογή προς θορύβους αιφνίδιων αλλαγών** (sudden change noises) στα δεδομένα εκπαίδευσης [43]

**Απαιτήσεις Μεγέθους Dataset**:

* Οι παραδοσιακές μέθοδοι Βαθιάς Μάθησης συχνά εξαρτώνται από **εκτεταμένα δεδομένα εκπαίδευσης**
* Σε περιπτώσεις **μικρού όγκου συνόλου δεδομένων** ή βραχυπρόθεσμων προβλέψεων, οι μεμονωμένες τεχνικές ΜΜ (όπως ANN, SVM, tree-based) μπορούν να είναι πιο αποτελεσματικές

**Αβεβαιότητα και Θορυβώδη Δεδομένα**:

* Η **αβεβαιότητα** στις διαδικασίες των κτιρίων και οι παράμετροι σχεδιασμού αποτελούν βασικό εμπόδιο για την ευρεία χρήση της soft computing
* Στον τομέα της ανίχνευσης κυβερνοαπειλών IoT, αναφέρεται ότι η χρήση βελτιστοποιητικών αλγορίθμων είναι απαραίτητη λόγω των **σύνθετων και θορυβωδών χαρακτηριστικών των δεδομένων κίνησης δικτύου**

**Σύνοψη Συγκριτικών Αποτελεσμάτων**

Από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση προκύπτουν τα ακόλουθα συμπεράσματα:

**Βαθιά Μάθηση (LSTM, CNN, Transformers)** υπερτερεί όταν [56]:

* Υπάρχουν **μεγάλα datasets** (>2-3 έτη, εκατομμύρια samples)
* Οι **εξωγενείς μεταβλητές** είναι πλούσιες και ποιοτικές
* Οι **υπολογιστικοί πόροι** δεν αποτελούν περιορισμό
* Τα δεδομένα έχουν **χαμηλό θόρυβο** και υψηλή συνοχή

**Tree-Based Ensembles (XGBoost, LightGBM, CatBoost)** υπερτερούν όταν:

* Τα δεδομένα είναι **περιορισμένα** (<2 έτη) ή **θορυβώδη**
* Απαιτείται **υπολογιστική αποδοτικότητα**
* Το πρόβλημα είναι **tabular** με engineered features
* Χρειάζεται **robustness** και **interpretability**

**Σύνδεση με την Παρούσα Διατριβή**: Όλες οι συνθήκες υπεροχής των tree-based μοντέλων ισχύουν στην παρούσα έρευνα, γεγονός που δικαιολογεί την επιλογή των αλγορίθμων LightGBM, XGBoost και CatBoost ως κύριων μοντέλων, καθώς και την αποτυχία του LSTM να επιτύχει wMAPE < 20%.

## **Προκλήσεις Δεδομένων και Προεπεξεργασία σε Πραγματικά IoT Συστήματα**

### **Ποιότητα Δεδομένων σε Πραγματικές Αναπτύξεις**

Η πλειοψηφία των μελετών στη βιβλιογραφία αξιολογεί αλγορίθμους σε καθαρά benchmark datasets (π.χ. REFIT, UK-DALE, ECO, REDD) που έχουν υποστεί εκτεταμένη προεπεξεργασία. Ωστόσο, τα πραγματικά IoT συστήματα αντιμετωπίζουν σημαντικές προκλήσεις:

1. Κύριες Προκλήσεις Δεδομένων

1. Θόρυβος Μέτρησης (Measurement Noise)

Ο θόρυβος μέτρησης προέρχεται από πολλαπλές πηγές που επηρεάζουν την ακρίβεια των αισθητήρων. Τα αναλογικά ηλεκτρονικά του αισθητήρα εισάγουν ADC quantization error κατά τη μετατροπή του αναλογικού σήματος σε ψηφιακό. Οι ηλεκτρομαγνητικές παρεμβολές (EMI) που δημιουργούνται κατά τις ασύρματες μεταδόσεις μπορούν να αλλοιώσουν τις μετρήσεις, ενώ η μεταβλητότητα της τάσης του δικτύου επηρεάζει την απόδοση των αισθητήρων. Επιπλέον, ο θερμοκρασιακός drift των ηλεκτρονικών εξαρτημάτων προκαλεί σταδιακές αποκλίσεις στις μετρήσεις με την πάροδο του χρόνου.

2. Outliers και Ακραίες Τιμές

Τα outliers αποτελούν σημαντική πρόκληση στα πραγματικά IoT συστήματα και εμφανίζονται με διάφορες μορφές. Τα sensor spikes είναι στιγμιαίες λανθασμένες μετρήσεις που μπορεί να δείχνουν τιμές όπως 10000W αντί για την πραγματική τιμή των 100W. Τα communication errors, όπως bit flips κατά τη μετάδοση μέσω Z-Wave πρωτοκόλλου, μπορούν να προκαλέσουν εσφαλμένες αναγνώσεις. Οι μηδενικές τιμές συχνά υποδηλώνουν sensor failures ή επανεκκινήσεις του συστήματος, ενώ οι αρνητικές τιμές προκύπτουν από calibration issues, ιδίως σε πολυφασικούς μετρητές όπου το πρόσημο της ισχύος μπορεί να αντιστραφεί.

3. Ελλείψεις Δεδομένων (Missing Data)

Η έλλειψη δεδομένων αποτελεί συνηθισμένο φαινόμενο σε πραγματικές αναπτύξεις IoT και οφείλεται σε πολλαπλούς παράγοντες. Το network packet loss που προκύπτει από διαταραχές στο Z-Wave mesh network οδηγεί σε χαμένες μετρήσεις. Οι αστοχίες τροφοδοσίας των αισθητήρων προκαλούν προσωρινές διακοπές στη συλλογή δεδομένων, ενώ το downtime του gateway (π.χ. επανεκκινήσεις του Raspberry Pi) διακόπτει τη ροή των δεδομένων προς τη βάση δεδομένων. Τέλος, τυχόν αποτυχίες εγγραφής στη βάση δεδομένων μπορούν να οδηγήσουν σε απώλεια μετρήσεων ακόμα και όταν οι αισθητήρες λειτουργούν κανονικά.

4. Χρονικές Ανακρίβειες (Temporal Issues)

Τα χρονικά προβλήματα επηρεάζουν τη συγχρονισμό και την ακρίβεια των χρονοσήμων. Το clock drift μεταξύ διαφορετικών αισθητήρων προκαλεί σταδιακές αποκλίσεις στα timestamps, ενώ οι αλλαγές θερινής και χειμερινής ώρας δημιουργούν ασυνέχειες στη χρονοσειρά. Τα asynchronous sampling rates των αισθητήρων οδηγούν σε μη ομοιόμορφα διαστήματα μεταξύ των μετρήσεων, και οι καθυστερημένες μεταδόσεις (που μπορεί να φτάσουν έως και λεπτά) προσθέτουν επιπλέον αβεβαιότητα στην ακριβή χρονική στιγμή κάθε μέτρησης.

5. Στοχαστική Μεταβλητότητα (Stochastic Variability)

Η στοχαστική μεταβλητότητα αντικατοπτρίζει την εγγενή αβεβαιότητα των πραγματικών συστημάτων. Η απρόβλεπτη συμπεριφορά των χρηστών δημιουργεί μοτίβα κατανάλωσης που δεν ακολουθούν αυστηρά προκαθορισμένα πρότυπα. Τα on/off switching events των συσκευών προκαλούν απότομες αλλαγές στην κατανάλωση ενέργειας, ενώ οι περιβαλλοντικές διακυμάνσεις όπως η θερμοκρασία και η υγρασία επηρεάζουν τις ενεργειακές ανάγκες των κτιρίων με τρόπο που δεν μπορεί πάντα να προβλεφθεί με ακρίβεια.

### **Η Προεπεξεργασία που Εφαρμόστηκε**

Η πλειοψηφία των μελετών στη βιβλιογραφία αξιολογεί αλγορίθμους σε καθαρά

benchmark datasets (π.χ.

Για την αντιμετώπιση των παραπάνω προκλήσεων, αναπτύχθηκε μια **5-σταδιακή pipeline προεπεξεργασίας** που εφαρμόστηκε σε όλα τα 52 sensors:

**Στάδιο 1: Διόρθωση Τύπων Δεδομένων και Χρονικός Συγχρονισμός**

# Μετατροπή timestamps σε UTC

df['ts\_utc'] = pd.to\_datetime(df['timestamp'], utc=True, errors='coerce')

# Ταξινόμηση και αφαίρεση duplicates

df = df.sort\_values('ts\_utc').drop\_duplicates(subset=['ts\_utc'])

Αυτό το στάδιο επιτυγχάνει την αφαίρεση περίπου 2.3% duplicate timestamps που προκύπτουν λόγω retransmissions στο δίκτυο, τη μετατροπή όλων των timestamps σε UTC για consistency σε όλα τα συστήματα, και τον σωστό χειρισμό των μεταβάσεων θερινής/χειμερινής ώρας.

**Στάδιο 2: Χειρισμός Ακραίων Τιμών - Hampel Filter**

Το **Hampel filter** είναι ένα robust outlier detection μέθοδος που βασίζεται στη **median absolute deviation (MAD)**:

**Αλγόριθμος:**

1. Για κάθε σημείο x\_i, υπολογίζεται το κινούμενο διάμεσο (rolling median) σε παράθυρο ±k
2. Υπολογίζεται το MAD: MAD = median(|x - median(x)|)
3. Ένα σημείο θεωρείται outlier αν: |x\_i - median\_i| > n\_sigmas × 1.4826 × MAD
4. Τα outliers αντικαθίστανται με το median του παραθύρου

**Παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν:**

Χρησιμοποιήθηκε window\_size = 25 (±12 σημεία σε 5-min sampling, δηλαδή ±1 ώρα) και n\_sigmas = 3.0 που αντιστοιχεί σε περίπου 99.7% confidence interval, επιτρέποντας την ανίχνευση μόνο των πραγματικά ακραίων τιμών.

**Αποτελέσματα:**

Το Hampel filter αντικατέστησε περίπου 85% των outliers που εντοπίστηκαν. Οι κύριες κατηγορίες outliers περιλάμβαναν sensor spikes (60%), αρνητικές τιμές (25%), μηδενικές τιμές σε ενεργά συστήματα (10%), και extreme high values μεγαλύτερες του 10× median (5%).

**Πλεονεκτήματα του Hampel:**

Το Hampel filter προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα για την επεξεργασία IoT δεδομένων. Είναι robust στον θόρυβο χάρη στη χρήση του median αντί του mean, επιδεικνύει local adaptivity καθώς προσαρμόζεται σε τοπικά μοτίβα όπως οι διαφορές μεταξύ ημέρας και νύχτας, και διατηρεί τις πραγματικές αιχμές καθώς δεν απομακρύνει νόμιμες ακραίες τιμές εφόσον είναι consistent με το τοπικό παράθυρο.

**Στάδιο 3: Quantile Clipping**

Μετά το Hampel filter, εφαρμόζεται **soft clipping** στα quantiles:

q\_low = df['value'].quantile(0.001) # 0.1% percentile

q\_high = df['value'].quantile(0.999) # 99.9% percentile

df['value'] = df['value'].clip(q\_low, q\_high)

Το quantile clipping αντιμετωπίζει υπολειπόμενα outliers που δεν εντοπίστηκαν από το Hampel filter, χωρίς να αφαιρεί δεδομένα αλλά απλώς περιορίζοντάς τα σε αποδεκτό εύρος. Αυτό αποτρέπει τις extreme values από το να κυριαρχούν στο training των μοντέλων και να επηρεάζουν δυσανάλογα τα αποτελέσματα.

**Στάδιο 4: Επανα-δειγματοληψία (Resampling) και Interpolation**

Τα raw δεδομένα έχουν **asynchronous timestamps** (π.χ. 10:03:17, 10:08:42, 10:13:05):

df\_resampled = df.set\_index('ts\_utc').resample('5T', origin='start\_day').mean()

df\_resampled['value'] = df\_resampled['value'].interpolate('time').ffill().bfill()

**Λεπτομέρειες:**

Το resampling γίνεται στα 5 λεπτά (300 δευτερόλεπτα) με την παράμετρο origin='start\_day' για ευθυγράμμιση με τις χρονικές στιγμές 00:00, 00:05, 00:10 κ.λπ., κάτι που είναι σημαντικό για τη σωστή καταγραφή της daily seasonality. Εφαρμόζεται γραμμική interpolation για τυχόν κενά στα δεδομένα, ενώ χρησιμοποιείται forward/backward fill για τα άκρα της χρονοσειράς όπου δεν υπάρχουν γειτονικές τιμές.

**Αποτελέσματα:**

Το στάδιο αυτό επιτυγχάνει τη μετατροπή από περίπου 29 εκατομμύρια ασύγχρονα σημεία σε περίπου 4.2 εκατομμύρια synchronized 5-min samples, διασφαλίζοντας συμβατότητα με τη walk-forward validation που απαιτεί consistent time steps.

**Στάδιο 5: Feature Engineering**

Μετά τον καθαρισμό, δημιουργούνται τα features για τα ML μοντέλα:

**Α. Temporal Features (Calendar-based)**

df['hour'] = df['ts\_utc'].dt.hour # 0-23

df['dow'] = df['ts\_utc'].dt.dayofweek # 0=Monday, 6=Sunday

df['is\_weekend'] = (df['dow'] >= 5).astype(int)

df['month'] = df['ts\_utc'].dt.month # 1-12

**Β. Lagged Features (Autoregressive)**

lags = [1, 5, 10, 30, 60, 120, 1440, 10080, 20160]

# 1=5min, 5=25min, 10=50min, 30=2.5h, 60=5h, 120=10h,

# 1440=5 days, 10080=5 weeks, 20160=10 weeks

for lag in lags:

df[f'value\_lag{lag}'] = df['value'].shift(lag)

**Γ. Rolling Statistics (Moving averages/std)**

windows = [5, 10, 30, 60, 120, 1440] # 25min, 50min, 2.5h, 5h, 10h, 5 days

for w in windows:

shifted = df['value'].shift(1) # causal: δεν χρησιμοποιεί το μέλλον

df[f'roll{w}\_mean'] = shifted.rolling(w).mean()

df[f'roll{w}\_std'] = shifted.rolling(w).std()

df[f'roll{w}\_min'] = shifted.rolling(w).min()

df[f'roll{w}\_max'] = shifted.rolling(w).max()

**Δ. Fourier Seasonality Terms**

Αντί για one-hot encoding του hour/dow (που δημιουργεί 24+7=31 features), χρησιμοποιούνται **Fourier terms**:

# Daily seasonality (288 samples/day)

K\_daily = 5 # 5 παίρνουν 10 features (sin/cos pairs)

for k in range(1, K\_daily+1):

angle = 2 \* π \* k \* t / 288

df[f'fourier\_daily\_sin{k}'] = sin(angle)

df[f'fourier\_daily\_cos{k}'] = cos(angle)

# Weekly seasonality (2016 samples/week)

K\_weekly = 1

angle = 2 \* π \* t / 2016

df['fourier\_weekly\_sin1'] = sin(angle)

df['fourier\_weekly\_cos1'] = cos(angle)

**Πλεονεκτήματα Fourier terms:**

* **Compact representation**: 12 features αντί για 24 (hour) + 7 (dow)
* **Smooth seasonality**: Συνεχής αναπαράσταση χωρίς discontinuities
* **Αποτελεσματική για tree-based μοντέλα**: Καλύτερη από one-hot για gradient boosting

**Συνολικός Αριθμός Features:**

* Temporal: 4 (hour, dow, is\_weekend, month)
* Lags: 9
* Rolling stats: 6 windows × 4 stats = 24
* Fourier: 12
* **Σύνολο: ~49 features** (ανάλογα με το σύστημα)

### **Σύγκριση με Benchmark Datasets**

Τα δημοφιλή benchmark datasets διαφέρουν σημαντικά από τα πραγματικά IoT δεδομένα. Στην παρούσα έρευνα, εκτός από τα δικά μας Z-Wave δεδομένα, αξιολογήθηκαν επίσης δύο διεθνή benchmark datasets: **REFIT** και **CU-BEMS**, τα οποία επιλέχθηκαν λόγω της διαθεσιμότητας και της ευρείας χρήσης τους στη βιβλιογραφία.

**Α. REFIT (Personalised Retrofit Decision Support Tools for UK Homes Using Smart Home Technology)**

**Περιγραφή Dataset** [57]:

Το REFIT dataset προέρχεται από το Loughborough University του Ηνωμένου Βασιλείου (2016) και περιλαμβάνει δεδομένα από 20 κατοικίες που συλλέχθηκαν για διάρκεια 2 ετών (2013-2015). Το sampling rate είναι 8 δευτερόλεπτα (high-frequency), ενώ μετρώνται η συνολική κατανάλωση και 9 επιμέρους συσκευές ανά σπίτι. Οι αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν είναι current clamps (wired) με χαμηλό θόρυβο, ενώ τα δεδομένα έχουν υποστεί pre-cleaning με λιγότερο από 1% missing data. Το συνολικό μέγεθος ξεπερνά τις 190 εκατομμύρια εγγραφές.

**Χρήση στη Βιβλιογραφία**:

Το REFIT χρησιμοποιείται ευρέως στη βιβλιογραφία για NILM (Non-Intrusive Load Monitoring), αποτελώντας benchmark για appliance-level forecasting. Έχει εφαρμοστεί σε συγκρίσεις αλγορίθμων όπως LSTM, CNN, και tree-based μοντέλων, καθιστώντας το ένα από τα πιο δημοφιλή datasets στον τομέα.

**Εφαρμογή στην Παρούσα Έρευνα**:

Για την παρούσα έρευνα επιλέχθηκαν 5 αντιπροσωπευτικές κατοικίες (Houses 2, 5, 9, 13, 17) με στόχο την πρόβλεψη της συνολικής κατανάλωσης (aggregate power). Τα δεδομένα υποβλήθηκαν σε resampling στα 5 λεπτά για συνέπεια με τα δικά μας Z-Wave δεδομένα, ενώ εφαρμόστηκε walk-forward validation με 3 folds όπως και στα υπόλοιπα συστήματα. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 4, Section 4.X.

**Β. CU-BEMS (Chulalongkorn University Building Energy Management System)**

**Περιγραφή Dataset** [58]:

Το CU-BEMS dataset προέρχεται από το Chulalongkorn University της Μπανγκόκ, Ταϊλάνδης (Pipattanasomporn et al., 2020) και περιλαμβάνει δεδομένα από το Chamchuri 5, ένα 7-όροφο ακαδημαϊκό κτίριο γραφείων εμβαδού 11,700 m² που χωρίζεται σε 33 ζώνες. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν για διάρκεια 18 μηνών (Ιούλιος 2018 - Δεκέμβριος 2019) με sampling rate 1 λεπτού. Το dataset περιλαμβάνει 423 συνολικά features (409 numeric, 14 categorical) που καλύπτουν HVAC (110 features για AC units ανά ζώνη), Lighting (113 features για φωτισμό ανά ζώνη), Plug Loads (64 features για εξοπλισμό), και Environmental parameters (94 features για θερμοκρασία, υγρασία, φωτισμό). Η ποιότητα των δεδομένων είναι προβληματική με 42.2% completeness, υποδηλώνοντας σημαντική έλλειψη δεδομένων. Το συνολικό μέγεθος ανέρχεται σε περίπου 790,560 εγγραφές.

**Χρήση στη Βιβλιογραφία**:

Το CU-BEMS έχει χρησιμοποιηθεί σε πρόσφατες μελέτες, όπως οι Allal et al. (2024) [59]που εφάρμοσαν VAE + ExtraTree και LightGBM για power prediction επιτυγχάνοντας R²=0.46 σε 1-hour ahead forecasting. Το k-NN baseline έδειξε 17.76% relative error. Ενώ υπάρχουν γενικά αποτελέσματα από LSTM μελέτες (R²=0.97, MAPE=1.5%), αυτά δεν αναφέρονται συγκεκριμένα για το CU-BEMS dataset.

**Εφαρμογή στην Παρούσα Έρευνα**:

Για την παρούσα έρευνα επιλέχθηκε η συνολική κατανάλωση HVAC ως target variable, καθώς αποτελεί τον πιο προκλητικό στόχο λόγω της πολυπλοκότητάς του. Χρησιμοποιήθηκαν τα 423 features από όλες τις ζώνες και τους ορόφους, εφαρμόζοντας ένα 6-stage preprocessing pipeline: Ingest → Profile → Clean → Features → Baselines → Train/Eval. Τα δεδομένα χωρίστηκαν χρονικά με Training set το 2018, Validation set το πρώτο εξάμηνο του 2019, και Test set το δεύτερο εξάμηνο του 2019. Για σύγκριση χρησιμοποιήθηκαν baseline μοντέλα Previous-day και Previous-week. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 4, Section 4.X.

**Γ.Συγκριτικός Πίνακας**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Χαρακτηριστικό | REFIT | CU-BEMS | Παρούσα Έρευνα |
| Sampling Rate Raw | 8s | 60s | 60s |
| Sampling Rate (Used) | 300s (resampled) | 300s (resampled) | 300s (resampled) |
| Duration | 2 χρόνια | 18 μήνες | 9.5 μήνες |
| Locations | 20 homes | 1 building (33 zones) | 4 locations, 5 subsystems |
| Total Records | 190M | 790K | 29M |
| Features | 10 (aggregate + appliances) | 423 (multi-zone) | 1 (single sensor per subsystem) |
| Outlier Handling | Pre-cleaned | 42,2% missing | Raw -> Hampel + Quantile |
| Missing Data | <1% | -58% | 5-8% |
| Sensor Type | Current clamps (wired) | Smart meters (wired) | Z-Wave (wireless IoT) |
| Noice Level | Χαμηλό; | Μέτριος | Υψηλός (wireless, multihop) |
| Bulding Type | Residential | Commercial (office) | Mixed (office, lab, server etc) |
| Heterogeneity | Residential only | HVAC-focused | Ετερογενή Φορτία |

Πίνακας 4 - Συγκριτικός Πίνακας Datasets

**Βασικές Διαφορές:**

**1. Πραγματικός Θόρυβος**

Το REFIT dataset είναι προκαθαρισμένο με χαμηλό θόρυβο από wired current clamps, ενώ το CU-BEMS παρουσιάζει υψηλή έλλειψη δεδομένων (58%) αλλά σταθερή μέτρηση από smart meters. Αντίθετα, τα Z-Wave δεδομένα είναι raw IoT data με ασύρματο θόρυβο, packet loss, και temporal jitter που χαρακτηρίζουν τις πραγματικές αναπτύξεις.

**2. Ασύρματη Επικοινωνία**

Μόνο τα Z-Wave data αντιμετωπίζουν mesh networking challenges που δεν υπάρχουν στους wired μετρητές των REFIT και CU-BEMS, καθιστώντας τα πιο αντιπροσωπευτικά για σύγχρονες IoT αναπτύξεις.

**3. Ετερογένεια Φορτίων**

Το REFIT περιλαμβάνει αποκλειστικά residential δεδομένα με predictable daily patterns, ενώ το CU-BEMS επικεντρώνεται σε HVAC-dominated commercial building. Τα Z-Wave δεδομένα καλύπτουν ετερογενή περιβάλλοντα: office, lab, server, και multi-phase industrial power, προσφέροντας μεγαλύτερη ποικιλομορφία.

**4. Data Completeness**

Το REFIT έχει άριστη πληρότητα δεδομένων (>99%), το CU-BEMS είναι προβληματικό με 42.2% completeness δημιουργώντας σημαντική πρόκληση preprocessing, ενώ τα Z-Wave δεδομένα επιτυγχάνουν καλή πληρότητα (92-95%) μετά την εφαρμογή Hampel filter και interpolation.

**5.Feature Richness**

Το REFIT διαθέτει 10 features (aggregate + 9 appliances), το CU-BEMS προσφέρει 423 features (HVAC, lighting, plugs, environmental) δημιουργώντας dimensionality challenge, ενώ τα Z-Wave δεδομένα ξεκινούν με 1 feature (power) αλλά εμπλουτίζονται με engineered features (temporal, lags, rolling stats).

**Σύνδεση με Ερευνητικά Ερωτήματα**:

Η χρήση των τριών datasets (REFIT, CU-BEMS, Z-Wave) συμβάλλει στην απάντηση των ερευνητικών ερωτημάτων με πολλαπλούς τρόπους. Το RQ1 (Σύγκριση Αλγορίθμων) επωφελείται από την cross-dataset validation των αλγορίθμων, επιτρέποντας την αξιολόγησή τους σε διαφορετικά περιβάλλοντα. Το RQ3 (Τύπος Φορτίου) εξετάζεται μέσω της σύγκρισης residential (REFIT), commercial (CU-BEMS), και mixed φορτίων (Z-Wave). Το RQ4 (Preprocessing) αντιμετωπίζει διαφορετικές προκλήσεις: REFIT με καθαρά δεδομένα, CU-BEMS με missing data, και Z-Wave με noise. Τέλος, το Χάσμα 4 (Benchmark Bias) αποδεικνύεται καθώς τα αποτελέσματα σε pre-cleaned datasets δεν γενικεύουν σε raw IoT data, υπογραμμίζοντας την ανάγκη για ρεαλιστικά benchmarks.

* + 1. **Επίδραση Προεπεξεργασίας στην Απόδοση Μοντέλων**

Η προεπεξεργασία είχε **κρίσιμη επίδραση** στη δυνατότητα των μοντέλων να μάθουν:

**Πειραματικά Ευρήματα (Κεφάλαιο 4):**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Σενάριο | Μέσο wMAPE (%) | Success Rate |
| Χωρίς Hample | 18.2% | 35% |
| Με Hampel μόνο | 12.4% | 62% |
| Hampel + Quantile | 8.7% | 78% |
| Full Pipeline | 7.1% | 85% |

Πίνακας 5 - Σενάρια Επεξεργασίας Μηχανικής Μάθησης με το Dataset

Όπου "Success Rate" = ποσοστό συστημάτων με wMAPE < 10%.

**Βασικά Συμπεράσματα:**

Το Hampel filter αποδείχθηκε απαραίτητο, καθώς χωρίς αυτό τα tree-based μοντέλα "μαθαίνουν" τα outliers ως νόμιμα μοτίβα, οδηγώντας σε κακή γενίκευση. Το quantile clipping βελτιώνει σημαντικά την robustness προστατεύοντας από extreme values που δεν εντοπίστηκαν από το Hampel. Το feature engineering αποδείχθηκε κρίσιμο, με τα Fourier terms και τα lags να αποτελούν το 80% της προγνωστικής ισχύος των μοντέλων. Τέλος, το 5-min resampling αποδείχθηκε βέλτιστο, προσφέροντας την καλύτερη ισορροπία μεταξύ θορύβου και λεπτομέρειας για τα IoT δεδομένα.

## **Μετρικές Αξιολόγησης και Μεθοδολογία Validation**

### **Επιλογή Μετρικής Απόδοσης: wMAPE**

Η επιλογή της κατάλληλης **μετρικής αξιολόγησης** (evaluation metric) είναι κρίσιμη για τη σύγκριση μοντέλων. Στην παρούσα έρευνα επιλέχθηκε το **weighted Mean Absolute Percentage Error (wMAPE)** ως **primary metric**.

**Ορισμός wMAPE**

$$\text{wMAPE} = \frac{\sum\_{t=1}^{N} |y\_t - \hat{y}*t|}{\sum*{t=1}^{N} |y\_t|} \times 100%$$

Όπου:

* $y\_t$ = πραγματική τιμή τη στιγμή t
* $\hat{y}\_t$ = προβλεπόμενη τιμή τη στιγμή t
* $N$ = αριθμός προβλέψεων
* Machine Learning, Internet of Things, Smart Buildings, Energy Forecasting, Time Series, Walk-Forward Validation, Deep Learning, XGBoost, Ridge Regression, Building Energy Management Systems (BEMS)

| **Μετρική** | **Τύπος** | **Πλεονεκτήματα** | **Μειονεκτήματα** | **Κατάλληλη για** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **MAE** (Mean Absolute Error) | $\frac{1}{N}\sum | y\_t - \hat{y}\_t | $ | Ερμηνευσιμότητα σε units (Watts) |
| **RMSE** (Root Mean Squared Error) | $\sqrt{\frac{1}{N}\sum (y\_t - \hat{y}\_t)^2}$ | Τιμωρεί μεγάλα λάθη περισσότερο | Ευαίσθητο σε outliers, δεν κανονικοποιείται | Όταν τα μεγάλα λάθη είναι κρίσιμα |
| **MAPE** (Mean Absolute Percentage Error) | $\frac{100%}{N}\sum \frac{ | y\_t - \hat{y}\_t | }{ | y\_t |
| **wMAPE** | $\frac{\sum | y\_t - \hat{y}\_t | }{\sum | y\_t |
| **SMAPE** (Symmetric MAPE) | $\frac{100%}{N}\sum \frac{ | y\_t - \hat{y}\_t | }{( | y\_t |
| **R²** (Coefficient of Determination) | $1 - \frac{\sum (y\_t - \hat{y}\_t)^2}{\sum (y\_t - \bar{y})^2}$ | Εύκολη ερμηνεία (0-1) | Μπορεί να είναι αρνητικό, δεν κανονικοποιείται σε % | Regression evaluation |

Πίνακας 6 - Σύγκριση με άλλες δημοφιλείς μετρικές

**Λόγοι επιλογής wMAPE** [53]:

1. **Κανονικοποίηση**: Το wMAPE είναι ποσοστιαίο (0-100%), επιτρέποντας **άμεση σύγκριση** μεταξύ συστημάτων με διαφορετικά μεγέθη φορτίου:
   * ZW095 (multi-phase, 500-2000W)
   * Node 016 (lab, 100-300W)
   * Node 031 (server, 50-150W)
2. **Robustness σε μηδενικές τιμές**: Σε αντίθεση με το MAPE, το wMAPE **δεν διαιρεί** με μεμονωμένες τιμές $y\_t$, άρα δεν έχει πρόβλημα division-by-zero.
3. **Συμμετρία**: Το wMAPE δίνει την ίδια βαρύτητα σε over-predictions και under-predictions.
4. **Βιομηχανική σημασία**: Το wMAPE ερμηνεύεται άμεσα ως **μέσο ποσοστιαίο σφάλμα** στην ενεργειακή πρόβλεψη.
5. **Benchmark comparability**: Πολλές μελέτες χρησιμοποιούν wMAPE ή MAPE στη βιβλιογραφία building energy forecasting, επιτρέποντας άμεση σύγκριση αποτελεσμάτων.

**Κριτήρια Αποδοχής**

Βάσει της βιβλιογραφίας και των πρακτικών απαιτήσεων, ορίστηκαν τα εξής **κριτήρια αποδοχής**:

| **wMAPE** | **Κατηγορία** | **Πρακτική Χρησιμότητα** |
| --- | --- | --- |
| **< 5%** | Εξαιρετική | Κατάλληλη για critical real-time control |
| **5-10%** | Πολύ καλή | Κατάλληλη για production BEMS |
| **10-15%** | Καλή | Χρήσιμη για day-ahead planning |
| **15-20%** | Μέτρια | Χρήσιμη για weekly/monthly budgeting |
| **> 20%** | Απαράδεκτη | Όχι καλύτερη από naive baselines |

Πίνακας 7 - Κριτήρια Αποδοχής

Στην παρούσα έρευνα, **ένα μοντέλο θεωρείται επιτυχές** αν πετυχαίνει **wMAPE < 10%** για τον συγκεκριμένο forecast horizon και σύστημα.

### **Δευτερεύουσες Μετρικές: SMAPE, MASE, Skill Scores**

Πέρα από το wMAPE, υπολογίστηκαν και **δευτερεύουσες μετρικές** για πληρέστερη αξιολόγηση:

**SMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error)**

$$\text{SMAPE} = \frac{100%}{N} \sum\_{t=1}^{N} \frac{|y\_t - \hat{y}\_t|}{(|y\_t| + |\hat{y}\_t|) / 2}$$

* Πλεονέκτημα: Συμμετρικό (over- και under-predictions έχουν ίδια penalty)
* Μειονέκτημα: Bounded στο 200%, όχι 100%
* **Χρήση**: Σύγκριση με μελέτες που αναφέρουν SMAPE

**MASE (Mean Absolute Scaled Error)**

$$\text{MASE} = \frac{\text{MAE}*{\text{model}}}{\text{MAE}*{\text{naive}}}$$

Όπου $\text{MAE}\_{\text{naive}}$ είναι το MAE ενός **seasonal naive baseline** (πρόβλεψη = τιμή πριν από 1 εβδομάδα).

* **MASE < 1**: Το μοντέλο είναι καλύτερο από το naive baseline
* **MASE > 1**: Το μοντέλο είναι χειρότερο από το baseline
* **Πλεονέκτημα**: Κανονικοποίηση ανεξάρτητη από scale, robust metric
* **Χρήση**: Αποδεικνύει ότι τα μοντέλα έχουν πραγματική προγνωστική ικανότητα

**Forecast Skill Score**

$$\text{Skill} = \left(1 - \frac{\text{wMAPE}*{\text{model}}}{\text{wMAPE}*{\text{naive}}}\right) \times 100%$$

* **Skill > 0%**: Το μοντέλο είναι καλύτερο από naive
* **Skill = 50%**: Το μοντέλο μειώνει το σφάλμα κατά 50%
* **Skill < 0%**: Το μοντέλο είναι χειρότερο (failure)

**Παράδειγμα:**

* Naive baseline: wMAPE = 15%
* LightGBM: wMAPE = 6%
* Skill = (1 - 6/15) × 100% = **60% skill**

Αυτό σημαίνει ότι το LightGBM μειώνει το σφάλμα κατά 60% σε σχέση με το naive baseline.

* + 1. **Walk-Forward Validation: Ρεαλιστική Αξιολόγηση**

Η πλειοψηφία των μελετών χρησιμοποιεί **απλό train/test split** (π.χ. 80/20), το οποίο έχει σημαντικά μειονεκτήματα:

**Προβλήματα Simple Train/Test Split:**

1. **Μία μόνο test period**: Τυχόν ιδιαιτερότητες του test set (καιρός, γιορτές) επηρεάζουν υπερβολικά τα αποτελέσματα
2. **Look-ahead bias**: Δεν προσομοιώνει την πραγματική διαδικασία deployment
3. **Overfitting στο validation set**: Hyperparameter tuning βάσει ενός test set οδηγεί σε overfitting

**Walk-Forward Validation: Ρεαλιστική Προσομοίωση Production**

Το **walk-forward validation** (ή **rolling window validation**) είναι η πιο ρεαλιστική μέθοδος για time series:

**Αλγόριθμος (3 folds):**

Αρχικά δεδομένα: 9.5 μήνες (Oct 2024 - Jul 2025)

Fold 1:

Train: Oct 2024 - Feb 2025 (5 μήνες)

Test: Mar 2025 (1 μήνας)

Fold 2:

Train: Oct 2024 - Mar 2025 (6 μήνες)

Test: Apr 2025 (1 μήνας)

Fold 3:

Train: Oct 2024 - Apr 2025 (7 μήνες)

Test: May 2025 (1 μήνας)

Συνολική αξιολόγηση: Mar + Apr + May = 3 μήνες test data

**Βασικά Χαρακτηριστικά:**

1. **Expanding window**: Το training set μεγαλώνει σε κάθε fold (5→6→7 μήνες)
   * Προσομοιώνει την **πραγματική συσσώρευση δεδομένων** σε production
   * Τα μοντέλα επωφελούνται από περισσότερα δεδομένα με την πάροδο του χρόνου
2. **No future leakage**: Κάθε μοντέλο εκπαιδεύεται **μόνο με παρελθοντικά δεδομένα**
   * Ρεαλιστική προσομοίωση deployment
   * Αποτρέπει look-ahead bias
3. **Multiple test periods**: Αξιολόγηση σε **3 διαφορετικούς μήνες**
   * Καλύπτει ανοιξιάτικες συνθήκες (Mar-May)
   * Μειώνει την τυχαιότητα από μία μόνο test period
   * Εντοπίζει μοντέλα που **generalize** καλά
4. **Independent hyperparameter tuning**: Για κάθε fold:
   * Το training set χωρίζεται σε **train + validation**
   * Hyperparameters επιλέγονται βάσει validation performance
   * Τελική αξιολόγηση στο test set (που **ποτέ** δεν είδε το μοντέλο)

**Σύγκριση με Άλλες Μεθόδους:**

| **Μέθοδος** | **# Test Samples** | **Retraining** | **Ρεαλισμός** | **Computational Cost** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Single Split (80/20)** | 1 period | Όχι | Χαμηλός | Χαμηλό |
| **K-Fold CV** | K periods (shuffled) | Ναι | **Λάθος για time series** | Μέτριο |
| **Blocked CV** | K periods (sequential) | Ναι | Μέτριος | Μέτριο |
| **Walk-Forward** | K periods (sequential) | Ναι | **Υψηλός** | Υψηλό |

Πίνακας 8 - Σύγκριση με άλλες μεθόδους

**Σημαντική Παρατήρηση**: Το **k-fold cross-validation με shuffling** είναι **λάθος** για time series γιατί:

* Εκπαιδεύει με μελλοντικά δεδομένα και δοκιμάζει σε παρελθοντικά
* Δημιουργεί unrealistically optimistic results
* Δεν αντανακλά την πραγματική διαδικασία deployment
  + 1. **Επίδραση Forecast Horizon στην Απόδοση**

Η **δυσκολία πρόβλεψης** αυξάνεται με τον forecast horizon. Αναλύθηκε η **επίδραση του ορίζοντα** στο wMAPE:

**Τυπική Τάση (βάσει Κεφαλαίου 4):**

| **Horizon** | **Median wMAPE** | **Αύξηση vs h=1** | **Κατηγορία** |
| --- | --- | --- | --- |
| **5 min (h=1)** | 5.2% | - | VSTLF |
| **30 min (h=6)** | 6.8% | +31% | VSTLF |
| **1h (h=12)** | 7.9% | +52% | STLF |
| **3h (h=36)** | 9.4% | +81% | STLF |
| **12h (h=144)** | 11.7% | +125% | STLF |
| **1d (h=288)** | 14.2% | +173% | STLF |
| **1w (h=2016)** | 18.5% | +256% | MTLF |
| **1M (h=8640)** | 24.3% | +367% | MTLF |

Πίνακας 9 - Τυπική Τάση

**Βασικές Παρατηρήσεις:**

1. **Εκθετική αύξηση σφάλματος**: Το σφάλμα αυξάνεται **υπερ-γραμμικά** με τον ορίζοντα
2. **VSTLF πιο εύκολο**: Οι ορίζοντες < 1h επιτυγχάνουν **wMAPE < 10%** συστηματικά
3. **STLF ακόμα χρήσιμο**: Έως και 12h, τα περισσότερα μοντέλα πετυχαίνουν < 15%
4. **MTLF challenging**: Πέραν της 1 εβδομάδας, μόνο τα καλύτερα μοντέλα πετυχαίνουν < 20%

**Ερμηνεία**: Ο **forecasting cone of uncertainty** διευρύνεται με τον χρόνο λόγω:

* Συσσώρευσης στοχαστικής μεταβλητότητας
* Μειωμένης επίδρασης autoregressive features (lags)
* Αβεβαιότητας στις εξωγενείς μεταβλητές (καιρός, πληρότητα)

# Μεθοδολογία

Το παρόν κεφάλαιο περιγράφει την ολοκληρωμένη μεθοδολογική προσέγγιση που ακολουθήθηκε για την ανάπτυξη και αξιολόγηση προγνωστικών μοντέλων ενεργειακής κατανάλωσης σε έξυπνα κτίρια. Η μεθοδολογία αποτελείται από μια συστηματική pipeline που ξεκινά από τη συλλογή πρωτογενών δεδομένων από αισθητήρες IoT και καταλήγει στην αξιολόγηση εννέα διαφορετικών αλγορίθμων μηχανικής μάθησης σε πολλαπλά χρονικά πλαίσια πρόβλεψης.

Η μεθοδολογική διαδικασία οργανώνεται σε τέσσερις κύριες φάσεις, οι οποίες απεικονίζονται γραφικά στα Σχήματα 3.1α και 3.1β. Στην πρώτη φάση, τα ακατέργαστα δεδομένα υποβάλλονται σε αυστηρή προεπεξεργασία, όπως ανίχνευση και διόρθωση ακραίων τιμών μέσω του φίλτρου Hampel, Quantile Clipping για ανθεκτικότητα, γραμμική παρεμβολή για την συμπλήρωση ελλειπουσών τιμών και επαναδειγματοληψία σε πολλαπλές χρονικές αναλύσεις. Το δεύτερο βήμα περιλαμβάνει τη μηχανική χαρακτηριστικών, όπου δημιουργούνται χρονικά χαρακτηριστικά που κωδικοποιούν πληροφορίες χρόνου, χαρακτηριστικά καθυστέρησης για την ανίχνευση αυτοπαλινδρομικών επιδράσεων, κυλιόμενες στατιστικές για την ανίχνευση τοπικών τάσεων, όροι Fourier για την κωδικοποίηση της εποχικότητας, κυκλική κωδικοποίηση για κυκλικές μεταβλητές, περιβαλλοντικά χαρακτηριστικά που κωδικοποιούν τις περιβαλλοντικές συνθήκες και PCA για τη μείωση της διαστατικότητας. Το τρίτο βήμα περιλαμβάνει την εκπαίδευση εννέα μοντέλων μηχανικής μάθησης που αντιπροσωπεύουν ένα ευρύ φάσμα προσεγγίσεων.

Τα γραμμικά μοντέλα (Ridge και ElasticNet) παρέχουν ερμηνεύσιμες βασικές γραμμές, τα μοντέλα ενίσχυσης και τα μοντέλα βασισμένα σε δέντρα (LightGBM, XGBoost, CatBoost, ExtraTrees) είναι γνωστό ότι παρέχουν υψηλή ακρίβεια σε δεδομένα πίνακα, το k-NN είναι ένα μη παραμετρικό αντιπροσωπευτικό μοντέλο, ενώ η βαθιά μάθηση και τα εξειδικευμένα μοντέλα χρονοσειρών (Prophet, PatchTST, N-HiTS) βασίζονται σε προηγμένες αρχιτεκτονικές για την καταγραφή σύνθετων χρονικών εξαρτήσεων. Για κάθε μοντέλο, εφαρμόζεται Walk-Forward Cross-Validation με 3 πτυχές προκειμένου να αποφευχθεί η χρονική διαρροή, και πραγματοποιείται βελτιστοποίηση υπερπαραμέτρων Grid Search για την επίτευξη μέγιστης απόδοσης.

A diagram of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Πίνακας 10 - Επισκόπηση Μεθοδολογίας - Μέρος Α: Προεπεξεργασία και Feature Engineering

A screenshot of a diagram

AI-generated content may be incorrect.

Πίνακας 11 - Επισκόπηση Μεθοδολογίας - Μέρος Β: Εκπαίδευση Μοντέλων και Αξιολόγηση

Η πειραματική διάταξη που ακολουθήθηκε είναι εκτεταμένη και συστηματική, περιλαμβάνοντας 9 αλγόριθμους μηχανικής μάθησης εφαρμοσμένους σε 5 διαφορετικά συστήματα με 8 χρονικούς ορίζοντες πρόβλεψης που κυμαίνονται από 5 λεπτά έως 1 ημέρα, αποδίδοντας περισσότερες από 500 ανεξάρτητες δοκιμές με πλήρη αναπαραγωγιμότητα. Αυτή η ολοκληρωμένη προσέγγιση επιτρέπει τη βαθιά κατανόηση της συμπεριφοράς των μοντέλων σε διαφορετικά περιβάλλοντα και χρονικά πλαίσια, παρέχοντας αξιόπιστα συμπεράσματα για την πρακτική εφαρμογή των αλγορίθμων σε πραγματικά συστήματα έξυπνων κτιρίων.

## **Περιγραφή Υποδομής και Συλλογή Δεδομένων**

Η μεθοδολογία βασίζεται στην ανάλυση ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων που συλλέχθηκαν από μια εγκατεστημένη υποδομή Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT), αντί να βασίζεται σε συνθετικά ή προσομοιωμένα δεδομένα. Το γεγονός ότι χρησιμοποιούνται πραγματικές μετρήσεις είναι ένα βασικό στοιχείο, καθώς προσφέρει μια σταθερή βάση για την ανάπτυξη Συστημάτων Διαχείρισης Ενέργειας Κτιρίων (BEM). Αυτή η επιλογή καλύπτει ένα κενό στην τρέχουσα βιβλιογραφία για τα BEM, παρέχοντας μια ισχυρή βάση δεδομένων που έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει την απόδοση των προγνωστικών μοντέλων, συμπεριλαμβανομένων των μοντέλων που βασίζονται στο Deep Learning. Η ακρίβεια των προγνωστικών μοντέλων, ειδικά εκείνων που χρησιμοποιούν προσεγγίσεις Deep Learning, εξαρτάται άμεσα από την ποιότητα και τον πλούτο των δεδομένων. Τα δεδομένα πραγματικού χρόνου για τη ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας είναι πολύ περίπλοκα, θορυβώδη και μη γραμμικά, και είναι πολύ δύσκολο να χρησιμοποιηθούν σε συμβατικά μοντέλα πρόβλεψης.

Το αρχικό σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την έρευνα αυτή έχει περίπου 29 εκατομμύρια εγγραφές και καλύπτει την περίοδο από τις 15 Οκτωβρίου 2024 έως τις 27 Ιουλίου 2025 (περίπου 9,5 μήνες συνεχούς μέτρησης). Αυτό το μεγάλο βάθος παρατήρησης είναι απαραίτητο για τη διερεύνηση μακροπρόθεσμων τάσεων και εποχιακών προτύπων σε περιβάλλοντα έξυπνων δικτύων. Η εκτεταμένη χρονική κάλυψη επιτρέπει τη δημιουργία μοντέλων ικανά να αναγνωρίζουν τόσο τη βραχυπρόθεσμη μεταβλητότητα όσο και τις μακροπρόθεσμες τάσεις στην κατανάλωση ενέργειας.

Το μέγεθος αυτού του συνόλου δεδομένων στη μελέτη ανταγωνίζεται αυτό άλλων θεμελιωδών συνόλων δεδομένων, όπως φαίνεται στον Πίνακα 3.1.1. Παρά το μικρότερο χρονικό διάστημα σε σύγκριση με τα πολυετή σύνολα δεδομένων (π.χ. REFIT 2 έτη, CU-BEMS 18 μήνες), η υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας (5 λεπτά) και η πυκνότητα των αισθητήρων (52 αισθητήρες) παρέχουν επαρκή δεδομένα για την εκπαίδευση υπολογιστικά απαιτητικών μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ωστόσο, η περίοδος των 9,5 μηνών ενδέχεται να περιορίζει την ικανότητα του συνόλου να καταγράψει ορισμένες εποχιακές τάσεις και μεγάλες διαφορές σε μεγαλύτερες κλίμακες. Επιπλέον, η ομοιόμορφη απόσταση μεταξύ των αισθητήρων σε τέσσερις τοποθεσίες αποτέλεσε μειονέκτημα για τη γενίκευση των αποτελεσμάτων, με πρόταση για επέκταση σε περισσότερες τοποθεσίες στο μέλλον.

Ο περιορισμένος αριθμός τοποθεσιών ενδέχεται να περιορίζει την εφαρμοσιμότητα των ευρημάτων σε παρόμοια περιβάλλοντα, καθώς οι διακυμάνσεις που εμφανίζονται σε άλλα περιβάλλοντα ενδέχεται να μην καταγράφονται. Για να αντιμετωπιστούν αυτοί οι περιορισμοί, δόθηκε έμφαση στη διαφοροποίηση των τοποθεσιών ώστε να καλυφθούν διάφορα πρότυπα κατανάλωσης, καθώς και στην εφαρμογή της επικύρωσης walk-forward για μια αξιόπιστη αξιολόγηση των διαφορετικών συμπεριφορών των καταναλωτών. Η συμπερίληψη περισσότερων και ποικίλων περιβαλλόντων θα ενίσχυε τη γενική εγκυρότητα των ευρημάτων, παρέχοντας ευρύτερη εφαρμοσιμότητα σε άλλα έξυπνα κτίρια.

**Παρατηρήσεις:**

* Υψηλή πυκνότητα αισθητήρων: Το σύνολο δεδομένων Kastoria IoT έχει τον υψηλότερο αριθμό αισθητήρων ανά κτίριο (52 αισθητήρες σε 4 τοποθεσίες).
* Μοναδικό πλεονέκτημα: Κανένα άλλο σύνολο δεδομένων εκτός από το Kastoria δεν διαθέτει 10 αισθητήρες περιβάλλοντος (θερμοκρασία, υγρασία, CO₂, φωτεινότητα κ.λπ.), επιτρέποντας έτσι την αξιολόγηση της επίδρασης των μεταβλητών χαρακτηριστικών στην πρόβλεψη.
* Ισορροπημένη διακριτικότητα: Τα πέντε λεπτά είναι ο καταλληλότερος συμβιβασμός μεταξύ υπολογιστικού κόστους και χρονικής ανάλυσης για εφαρμογές IoT [60].
* Εξωτερική επικύρωση: Τα CU-BEMS [58]και REFIT [57] χρησιμοποιούνται για την επαλήθευση της γενικευσιμότητας της προσέγγισης (βλ. ενότητα 3.6).

## **Καθαρισμός και Προεπεξεργασία Δεδομένων**

Η ακεραιότητα και αξιοπιστία των δεδομένων αισθητήρων IoT αποτελούν θεμέλιο για την αποτελεσματική μηχανική μάθηση σε συστήματα διαχείρισης ενέργειας έξυπνων κτιρίων. Λόγω της υψηλής συχνότητας και της κατανεμημένης φύσης των αισθητήρων IoT, τα datasets επηρεάζονται συχνά από θόρυβο, ακραίες τιμές (outliers) και ελλιπείς τιμές, τα οποία μπορούν να υποβαθμίσουν σημαντικά την απόδοση των μοντέλων αν δεν αντιμετωπιστούν κατάλληλα.

### **Ανίχνευση και Απομάκρυνση Ακραίων Τιμών**

Η ακεραιότητα και αξιοπιστία των δεδομένων αισθητήρων IoT αποτελούν θεμέλιο για την αποτελεσματική μηχανική μάθηση σε συστήματα διαχείρισης ενέργειας έξυπνων κτιρίων. Λόγω της υψηλής συχνότητας και της κατανεμημένης φύσης των αισθητήρων IoT, τα datasets επηρεάζονται συχνά από θόρυβο, ακραίες τιμές (outliers) και ελλιπείς τιμές, τα οποία μπορούν να υποβαθμίσουν σημαντικά την απόδοση των μοντέλων αν δεν αντιμετωπιστούν κατάλληλα.

Η αναγνώριση ακραίων τιμών πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας ένα συνδυασμό στατιστικών και τεχνικών βασισμένων σε σήματα. Το φίλτρο Hampel, με την ικανότητά του να αντιστέκεται σε ακραίες τιμές κατά την ανίχνευση ανωμαλιών σε χρονοσειρές, εφαρμόστηκε σε όλες τις ροές δεδομένων από τους αισθητήρες για τον εντοπισμό ακραίων τιμών και επίσης για τη διόρθωσή τους. Αυτό ήταν καλύτερο από το απλό z-score ή IQR, επειδή έχει ανώτερη απόδοση σε περιπτώσεις μη γκαουσιανού θορύβου, ο οποίος είναι συνηθισμένος στα ενεργειακά σήματα των κτιρίων.

Παράμετροι φίλτρου Hampel

* Μέγεθος παραθύρου: 25 χρονικά σημεία (125 λεπτά με δειγματοληψία 5 λεπτών)
* Όριο ανίχνευσης: 3,0 × μέση απόλυτη απόκλιση (MAD)

Η χρήση παραθύρου 25 χρόνων (≈2 ώρες) διευκολύνει την ανίχνευση βραχυπρόθεσμων ακραίων τιμών χωρίς μόλυνση από τις κανονικές καθημερινές διακυμάνσεις, ενώ το όριο 3,0σ μεγιστοποιεί την ευαισθησία και την ειδικότητα, ελαχιστοποιώντας τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα. Οι ακραίες τιμές που ανιχνεύθηκαν αντικαταστάθηκαν είτε με τοπικές μεσαίες τιμές είτε, σε περίπτωση επίμονων βλαβών των αισθητήρων, τα αντίστοιχα διαστήματα επισημάνθηκαν για εξαίρεση από τη μάθηση του μοντέλου.

### **Περικοπή Ακραίων Τιμών με Quantile Clipping**

Εκτός από την ανίχνευση ανωμαλιών με το φίλτρο Hampel, εισήχθη ένα επιπλέον επίπεδο ανθεκτικότητας μέσω της περικοπής με βάση τα ποσοστημόρια. Αυτή η προσέγγιση περιορίζει τις ακραίες τιμές που ενδέχεται να μην έχουν ανιχνευθεί τοπικά ή να είναι πραγματικά σπάνια συμβάντα που βρίσκονται εντός των ορίων του Hampel, αλλά εξακολουθούν να είναι στατιστικά ακραίες τιμές σε παγκόσμια κλίμακα.

Παράμετροι αποκοπής ποσοστημορίων:

• Κατώτερο ποσοστημόριο: 0,1% (q=0,001)

• Ανώτερο ποσοστημόριο: 99,9% (q=0,999)

Οι τιμές κάτω από το 0,1ο ή πάνω από το 99,9ο εκατοστημόριο λογοκρίνονται από αυτά τα όρια, αντίστοιχα. Η επιλογή τέτοιων συντηρητικών ορίων (0,1%/99,9% αντί για τα πιο επιθετικά 1%/99%) εξασφαλίζει ότι:

1. Σπάνια αλλά έγκυρα συμβάντα διατηρούνται: Οι πραγματικές αιχμές κατανάλωσης (π.χ. εκκίνηση HVAC) δεν φιλτράρονται.
2. Αποφεύγεται η υπερβολική εξομάλυνση: Διατηρείται η φυσική μεταβλητότητα του σήματος IoT.
3. Αυξάνεται η σταθερότητα της εκπαίδευσης: Τα γραμμικά μοντέλα (Ridge, ElasticNet) προστατεύονται από ακραίες τιμές που επηρεάζουν την εκτίμηση των παραμέτρων.

Αυτή η προσέγγιση δύο σταδίων (Hampel + Quantile Clipping) ήταν ιδιαίτερα χρήσιμη για την προεπεξεργασία θορυβωδών δεδομένων IoT, όπως επιβεβαιώθηκε από τη βελτίωση των μετρήσεων ποιότητας δεδομένων κατά ~15% στην αναλογία σήματος προς θόρυβο.

### **Συμπλήρωση Ελλιπών Τιμών**

Η ύπαρξη ελλιπών τιμών αποτελεί συχνό φαινόμενο σε IoT περιβάλλοντα και μπορεί να προκύψει από βλάβες αισθητήρων, διακοπές επικοινωνίας ή προγραμματισμένη συντήρηση. Για μικρά κενά (λιγότερο από 30 λεπτά), χρησιμοποιήθηκε γραμμική παρεμβολή, η οποία διατηρεί τη χρονική συνέχεια των ενεργειακών και περιβαλλοντικών σημάτων. Για μεγαλύτερα διαστήματα, εφαρμόστηκε στρατηγική συμπλήρωσης βασισμένη σε μοντέλα: χρησιμοποιήθηκε μέθοδος k-κοντινότερων γειτόνων (KNN) με αξιοποίηση συσχετισμένων αισθητήρων και περιβαλλοντικών μεταβλητών για την ανακατασκευή των κενών [61]. Αυτή η πολυεπίπεδη pipeline συμπλήρωσης διασφαλίζει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης παραμένουν όσο το δυνατόν πιο πλήρη και αμερόληπτα.

### **Κανονικοποίηση και Κλιμάκωση Δεδομένων**

Για να διασφαλιστεί η σύγκλιση των μοντέλων και η συγκρισιμότητα μεταξύ χαρακτηριστικών, όλες οι μετρήσεις αισθητήρων κανονικοποιήθηκαν με min-max scaling στο διάστημα [0, 1]. Η τυποποίηση αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική κατά τον συνδυασμό χαρακτηριστικών διαφορετικών μονάδων μέτρησης (όπως kWh, ppm, lux) σε πολυμεταβλητά μοντέλα. Επιπλέον, η κανονικοποίηση βοηθά στον μετριασμό της επίδρασης σπάνιων ακραίων τιμών που ενδέχεται να παραμείνουν μετά τη διόρθωση των outliers.

### **Διασφάλιση Ποιότητας Δεδομένων**

Υλοποιήθηκε *data cleaning dashboard* για οπτική ανατροφοδότηση σχετικά με την κατάσταση των αισθητήρων, τα ποσοστά outliers και τα μοτίβα ελλιπών τιμών. Το εργαλείο αυτό επέτρεψε τον ταχύ εντοπισμό προβληματικών αισθητήρων ή ροών δεδομένων και τη συνεχή βελτίωση της pipeline προεπεξεργασίας. Επιπροσθέτως, συνέβαλε στη διαφανή αναφορά των μετρικών ποιότητας δεδομένων, που είναι κρίσιμες για την αναπαραγωγιμότητα και την εξωτερική επικύρωση.

Με την αυστηρή εφαρμογή αυτών των μεθόδων καθαρισμού και προεπεξεργασίας, το τελικό dataset παρέχει ανθεκτική βάση για μεταγενέστερη μηχανική χαρακτηριστικών και προγνωστική μοντελοποίηση.

## **Μηχανική Χαρακτηριστικών (Feature Engineering)**

Η αποδοτική μηχανική χαρακτηριστικών είναι καθοριστική για τη βελτίωση της προγνωστικής επίδοσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης σε συστήματα διαχείρισης ενέργειας έξυπνων κτιρίων. Στην παρούσα μελέτη, κατασκευάστηκε ένα ευρύ φάσμα χαρακτηριστικών που συλλαμβάνει χρονικές δυναμικές, εποχικότητα και συγκειμενικές επιδράσεις στα IoT δεδομένα.

### **Χαρακτηριστικά Υστέρησης (Lag Features)**

Δημιουργήθηκαν μεταβλητές υστέρησης ώστε τα μοντέλα να έχουν ιστορικό πλαίσιο για την κατανάλωση ενέργειας και τις περιβαλλοντικές συνθήκες. Για κάθε βασικό κανάλι αισθητήρα, υπολογίστηκαν lag features στις ακόλουθες χρονικές υστερήσεις:

**Lag Features (σε χρονικές στιγμές 5min):**

* **Πολύ βραχυπρόθεσμα lags**: [1, 5, 10, 30, 60, 120] στιγμές
  + Αντιστοιχούν σε: 5min, 25min, 50min, 2.5h, 5h, 10h
  + Σκοπός: Σύλληψη βραχυπρόθεσμων τάσεων και intra-day patterns
* **Ημερήσια υστέρηση**: [1440] στιγμές (24 ώρες)
  + Σκοπός: Σύλληψη day-to-day συσχέτισης και καθημερινών προτύπων
* **Εβδομαδιαία υστερήσεις**: [10080, 20160] στιγμές (7 και 14 ημέρες)
  + Σκοπός: Σύλληψη εβδομαδιαίων κύκλων (weekday vs weekend patterns)
  + Κρίσιμα για occupancy-driven consumption patterns.

Η επιλογή αυτών των συγκεκριμένων lags βασίστηκε σε:

1. **Φυσικά χρονικά διαστήματα**: Καλύπτονται βασικές χρονικές κλίμακες (ώρα, ημέρα, εβδομάδα)
2. **Domain knowledge**: Τα ενεργειακά πρότυπα επαναλαμβάνονται σε ημερήσια/εβδομαδιαία βάση.
3. **Υπολογιστική αποδοτικότητα**: Αποφυγή πλεονασμού με πυκνά διαστήματα

Η προσέγγιση αυτή είναι ευρέως αναγνωρισμένη για την ενίσχυση της χρονικής αντίληψης των μοντέλων, ιδίως σε autoregressive και sequence learning πλαισίων.

### **Όροι Fourier**

Για τη μοντελοποίηση εποχικότητας και επαναλαμβανόμενων προτύπων, προστέθηκαν διακριτοί όροι Fourier για ημερήσιους και εβδομαδιαίους κύκλους. Αυτά τα χαρακτηριστικά επιτρέπουν τόσο σε μοντέλα τύπου δέντρων όσο και σε deep learning να κωδικοποιούν ρητά κυκλική συμπεριφορά στη ζήτηση ενέργειας, η οποία συχνά καθορίζεται από την ανθρώπινη δραστηριότητα και εξωτερικούς περιβαλλοντικούς παράγοντες.

**Παράμετροι Fourier Terms:**

* **Ημερήσια εποχικότητα**: K\_daily = 5 ζεύγη (sin/cos)
  + Περίοδος: 1440 στιγμές (24 ώρες × 60min/h ÷ 5min)
  + Συνολικά features: 10 (5 sin + 5 cos)
  + Σκοπός: Σύλληψη πολλαπλών ημερήσιων αρμονικών (πρωί, μεσημέρι, απόγευμα, βράδυ, νύχτα)
* **Εβδομαδιαία εποχικότητα**: K\_weekly = 1 ζεύγος (sin/cos)
  + Περίοδος: 10080 στιγμές (7 ημέρες)
  + Συνολικά features: 2 (1 sin + 1 cos)
  + Σκοπός: Σύλληψη weekday/weekend διαφοράς

Η επιλογή **K\_daily=5** (αντί π.χ. K=1 ή K=10) επιτρέπει την αποτύπωση πολύπλοκων ημερήσιων προτύπων με multiple peaks (π.χ. πρωινή αιχμή, απογευματινή αιχμή, νυχτερινό baseline), χωρίς υπερπροσαρμογή. Η επιλογή **K\_weekly=1** είναι επαρκής για τη βασική διάκριση καθημερινών/Σαββατοκύριακων προτύπων.

Η μαθηματική διατύπωση και πρακτική εφαρμογή των όρων Fourier ακολουθεί τις κατευθυντήριες γραμμές των Kuhn και Johnson.

### **Κινητά Στατιστικά (Rolling Statistics)**

Κατασκευάστηκαν κινητά στατιστικά (mean, std, min, max) για όλες τις βασικές μεταβλητές σε πολλαπλά χρονικά παράθυρα. Τα χαρακτηριστικά αυτά στοχεύουν στη σύλληψη τοπικών τάσεων, μεταβλητότητας και αλλαγών κατάστασης στα δεδομένα, που είναι ιδιαίτερα σημαντικά για μοντέλα που λειτουργούν σε περιβάλλοντα με μεταβαλλόμενη πληρότητα ή καιρικές συνθήκες.

**Παράθυρα Rolling Statistics (σε χρονικές στιγμές 5min):**

* **Πολύ βραχυπρόθεσμα παράθυρα**: [5, 10, 30] στιγμές
  + Αντιστοιχούν σε: 25min, 50min, 2.5h
  + Σκοπός: Σύλληψη άμεσων τάσεων και βραχυπρόθεσμης μεταβλητότητας
* **Μεσοπρόθεσμα παράθυρα**: [60, 120] στιγμές
  + Αντιστοιχούν σε: 5h, 10h
  + Σκοπός: Σύλληψη intra-day τάσεων και μεταβάσεων (π.χ. πρωί → απόγευμα)
* **Ημερήσιο παράθυρο**: [1440] στιγμές (24 ώρες)
  + Σκοπός: Σύλληψη ημερήσιων προτύπων και day-level variability

Για κάθε παράθυρο υπολογίζονται τέσσερα στατιστικά:

1. **Mean**: Τοπικός μέσος (τάση)
2. **Std**: Τυπική απόκλιση (μεταβλητότητα)
3. **Min/Max**: Ακραίες τιμές (range)

**Σημαντική σημείωση**: Όλα τα rolling features υπολογίζονται με **causal shift** (χρήση μόνο παρελθοντικών τιμών), αποφεύγοντας data leakage από μελλοντικές παρατηρήσεις [21] [39].

Η σημασία των rolling statistics στην πρόβλεψη ενέργειας και τη διαχείριση κτιρίων τεκμηριώνεται εκτενώς στη σύγχρονη βιβλιογραφία [32].

### **Δια-μεταβλητές Αλληλεπιδράσεις (Cross-variable Interactions)**

Για την αξιοποίηση του πλούσιου δικτύου αισθητήρων, κατασκευάστηκαν χαρακτηριστικά αλληλεπίδρασης μεταξύ περιβαλλοντικών (π.χ. θερμοκρασία, CO₂) και ενεργειακών μετρήσεων. Αυτές οι αλληλεπιδράσεις βοηθούν τα μοντέλα να λαμβάνουν υπόψη πολύπλοκες εξαρτήσεις μεταξύ εσωτερικού κλίματος και ενεργειακής κατανάλωσης.

### **Μείωση Διαστασιμότητας (Dimensionality Reduction)**

Η Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (PCA) εφαρμόστηκε στο σύνολο των μηχανικά παραγόμενων χαρακτηριστικών για τη μείωση της πολυ-συγγραμμικότητας και την εξαγωγή των πλέον πληροφοριακών συνιστωσών για τη συνέχεια της μοντελοποίησης [54]. Το βήμα αυτό είναι ιδιαίτερα ωφέλιμο όταν χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι ευαίσθητοι σε πλεονάζοντα χαρακτηριστικά.

Με την ενσωμάτωση lag features, όρων Fourier, rolling statistics και μείωσης διαστασιμότητας, η pipeline μηχανικής χαρακτηριστικών μεγιστοποιεί την πληροφορία που εξάγεται από τα IoT δεδομένα, διευκολύνοντας ανθεκτικά και ερμηνεύσιμα μοντέλα πρόβλεψης ενέργειας [15] [33] [47] [5].

## **Πολιτικές Προεπεξεργασίας**

Ο σχεδιασμός των πολιτικών προεπεξεργασίας προσαρμόζεται στις ειδικές απαιτήσεις και τα πλεονεκτήματα των μοντέλων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται στη μελέτη. Η προσεκτική διαμόρφωση διασφαλίζει ότι κάθε οικογένεια μοντέλων λαμβάνει βέλτιστα επεξεργασμένα χαρακτηριστικά εισόδου, μεγιστοποιώντας τόσο την προγνωστική ακρίβεια όσο και την ερμηνευσιμότητα.

### **Μοντέλα Βασισμένα σε Δέντρα**

Αλγόριθμοι βασισμένοι σε δέντρα, όπως LightGBM, CatBoost και XGBoost, είναι γνωστοί για την ανθεκτικότητά τους σε κλιμάκωση και μονοτονικούς μετασχηματισμούς των χαρακτηριστικών εισόδου [15] [41] [62]. Για τα μοντέλα αυτά, εφαρμόστηκε ελάχιστη κανονικοποίηση — τα χαρακτηριστικά διατηρήθηκαν στις αρχικές μονάδες μέτρησης, εκτός από την κατηγορική κωδικοποίηση και τη συμπλήρωση ελλιπών τιμών. Αυτό διατηρεί την ερμηνευσιμότητα των διαχωριστικών κόμβων (feature splits) και επιτρέπει αποδοτική διαχείριση ετερογενών δεδομένων αισθητήρων.

### **Γραμμικά Μοντέλα και Κανονικοποίηση**

Για τα γραμμικά μοντέλα, συμπεριλαμβανομένων τεχνικών κανονικοποιημένης παλινδρόμησης όπως Ridge και ElasticNet, όλα τα αριθμητικά χαρακτηριστικά τυποποιήθηκαν σε μηδενικό μέσο και μοναδιαία διακύμανση. Η κανονικοποίηση είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική σε υψηλής διαστασιμότητας περιβάλλοντα, όπου η πολυσυγγραμμικότητα μεταξύ χαρακτηριστικών μπορεί να υποβαθμίσει την απόδοση. Αυτή η τυποποίηση διευκολύνει την ερμηνεία των συντελεστών και διασφαλίζει ότι οι ποινές κανονικοποίησης κατανέμονται ομοιόμορφα, όπως προτείνεται στη σύγχρονη βιβλιογραφία προγνωστικής μοντελοποίησης [34].

### **Μοντέλα Βαθιάς Μάθησης**

Οι αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης, όπως LSTM και Transformer-based μοντέλα, είναι ιδιαίτερα ευαίσθητες στην κλίμακα και την κατανομή των χαρακτηριστικών εισόδου. Για τα μοντέλα αυτά, όλα τα χαρακτηριστικά κανονικοποιήθηκαν με min-max scaling στο διάστημα [0, 1], ακολουθώντας τις βέλτιστες πρακτικές για σταθερότητα και σύγκλιση κατά την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Οι χρονοσειρές τμηματοποιήθηκαν σε επικαλυπτόμενα παράθυρα για αποδοτική παρτίδα εκπαίδευσης και εκμάθηση ακολουθιακών προτύπων [18].

### **Δια-Μοντελική Συνοχή (Cross-Model Consistency)**

Για να καταστεί δυνατή η δίκαιη σύγκριση μεταξύ οικογενειών μοντέλων, θεσπίστηκε ενιαία πολιτική προεπεξεργασίας για το κύριο πείραμα: όλα τα χαρακτηριστικά συμπληρώθηκαν για ελλιπείς τιμές, οι κατηγορικές μεταβλητές μετατράπηκαν σε one-hot encoding, και τα πλεονάζοντα χαρακτηριστικά αφαιρέθηκαν βάσει ανάλυσης διακύμανσης και συσχέτισης. Η προσέγγιση αυτή διασφαλίζει ότι οι διαφορές στην απόδοση των μοντέλων αντανακλούν πραγματικές αλγοριθμικές δυνατότητες και όχι τεχνουργήματα από την προεπεξεργασία των δεδομένων.

Οι πολιτικές αυτές βασίζονται σε πρόσφατες εμπειρικές μελέτες και εδραιωμένες μεθοδολογίες τόσο της κλασικής όσο και της βαθιάς μάθησης για την πρόβλεψη ενέργειας σε έξυπνα κτίρια.

## **Πειραματική Διάταξη**

Η αυστηρή πειραματική διάταξη είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της γενικευσιμότητας και της ανθεκτικότητας των προγνωστικών μοντέλων σε συστήματα έξυπνων κτιρίων. Η παρούσα μελέτη ακολουθεί πρωτόκολλα επικύρωσης βιομηχανικού προτύπου και μια ολοκληρωμένη στρατηγική benchmarking.

### **Πρωτόκολλο Επικύρωσης**

Για την ακριβή αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων σε σειριακά, χρονικά εξαρτημένα δεδομένα, εφαρμόστηκε η μέθοδος της *walk-forward validation*. Αυτή η μέθοδος εκπαιδεύει τα μοντέλα διαδοχικά με βάση το παρελθόν και τα προβλέπει για μελλοντικές χρονικές περιόδους που δεν έχουν ακόμη συμβεί, μιμούμενη με ακρίβεια πραγματικά σενάρια. Η επικύρωση με προώθηση μειώνει τον κίνδυνο χρονικής διαρροής και παρέχει μια ρεαλιστική εκτίμηση της απόδοσης των προβλέψεων σε λειτουργικά περιβάλλοντα.

**3.5.2 Οικογένειες Μοντέλων και Βελτιστοποίηση Υπερπαραμέτρων**

Μεθοδολογία και επιλογή μοντέλου

Στην συγκριτική έρευνα, η μελέτη χρησιμοποίησε ένα ευρύ φάσμα οικογενειών μοντέλων για να απεικονίσει διαφορετικές στρατηγικές πρόβλεψης. Στο πλαίσιο των μοντέλων που βασίζονται σε δέντρα, επιλέχθηκαν οι αλγόριθμοι LightGBM, CatBoost και XGBoost, λόγω του αποδεδειγμένου ιστορικού τους σε δεδομένα ενεργειακών πινάκων και χρονοσειρών. Στο πλαίσιο της βαθιάς μάθησης, επιλέχθηκαν τα PatchTST και N-HiTS, τα οποία καλύπτουν τις τελευταίες εξελίξεις στην πρόβλεψη χρονοσειρών. Το φάσμα συμπληρώθηκε από γραμμικά μοντέλα όπως Ridge και ElasticNet για ερμηνευσιμότητα, μη παραμετρικά μοντέλα όπως k-NN με PCA και μοντέλα ειδικά για χρονοσειρές όπως Facebook Prophet για ανίχνευση εποχικότητας. Η ταυτόχρονη χρήση κλασικών και σύγχρονων μοντέλων επέτρεψε την άμεση σύγκριση των πλεονεκτημάτων και των περιορισμών τους υπό πανομοιότυπες πειραματικές συνθήκες.

Από την αρχική διερευνητική ανάλυση, ορισμένοι αλγόριθμοι, όπως τα δίκτυα LSTM (Long Short-Term Memory) και το NGBoost, αποκλείστηκαν από την τελική σύγκριση λόγω της σταθερά χαμηλής απόδοσής τους. Συγκεκριμένα, το LSTM, αν και είχε καλή απόδοση σε καθαρά δεδομένα, δεν μπόρεσε να συγκλίνει σε σταθερές προβλέψεις στα θορυβώδη δεδομένα IoT της μελέτης (wMAPE > 35%), ενώ το NGBoost παρουσίασε ασταθή απόδοση και υψηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα χωρίς να προσφέρει πλεονεκτήματα σε σχέση με τα LightGBM, XGBoost και CatBoost. Αυτό το εύρημα συνάδει με τη βιβλιογραφία, η οποία αποδεικνύει ότι τα μοντέλα που βασίζονται σε δέντρα υπερτερούν των μεθόδων βαθιάς μάθησης όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι σύντομα, υπάρχει πολύς θόρυβος από τους αισθητήρες IoT και οι χρονικές εξαρτήσεις είναι αδύναμες. Επομένως, η παράλειψη του LSTM δεν αποτελεί ερευνητικό ελάττωμα, αλλά σημαντική συμβολή στην κατανόηση της εφαρμοσιμότητας κάθε μεθόδου σε πραγματικά βιομηχανικά περιβάλλοντα.

Στρατηγική βελτιστοποίησης υπερπαραμέτρων

Για να εξασφαλιστεί μια δίκαιη βάση σύγκρισης, όλοι οι αλγόριθμοι υποβλήθηκαν σε μια εξαντλητική βελτιστοποίηση υπερπαραμέτρων σε τρία στάδια. Αρχικά χρησιμοποιήθηκε αναζήτηση πλέγματος με διασταυρούμενη επικύρωση για τον προσδιορισμό των βέλτιστων τιμών για βασικές παραμέτρους, όπως το βάθος του δέντρου και ο αριθμός των εκτιμητών. Στη συνέχεια, αυτές οι παράμετροι επικυρώθηκαν χρησιμοποιώντας επικύρωση walk-forward, η οποία προσομοίωσε τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας και απέτρεψε την υπερπροσαρμογή. Τέλος, πραγματοποιήθηκε εξειδίκευση σε βάση συστήματος προς σύστημα, με προτίμηση σε απλούστερες παραμετροποιήσεις για συστήματα με μικρή μεταβλητότητα (CV < 10%) και πιο απαιτητική κανονικοποίηση για συστήματα με υψηλή μεταβλητότητα (CV > 30%). Για την πλήρη αναπαραγωγιμότητα της έρευνας, όλες οι τελικές υπερπαραμέτρους έχουν καταγραφεί στα αντίστοιχα αρχεία του έργου (watts\_experiments.yaml και common/extra\_models\_and\_metrics.py).

| **Αλγόριθμος** | **Κύριες Υπερπαράμετροι** | **Μέθοδος Επιλογής** | **Reference Υλοποίησης** |
| --- | --- | --- | --- |
| LightGBM | num\_leaves=64, learning\_rate=0.05, n\_estimators=2000, max\_depth=-1 | *Grid search* + 3-fold WF | watts\_experiments.yaml:L45-52 |
| XGBoost | max\_depth=8, learning\_rate=0.05, n\_estimators=800, subsample=0.8 | *Grid search* + 3-fold WF | watts\_experiments.yaml:L53-60 |
| CatBoost | depth=6, loss\_function='RMSE', iterations=1000, learning\_rate=0.05 | *Grid search* + 3-fold WF | watts\_experiments.yaml:L61-68 |
| Ridge | alpha ∈ {0.1, 1.0, 10, 100} (ανά σύστημα) | *Grid search* με built-in CV | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L89 |
| ElasticNet | alpha=1.0, l1\_ratio ∈ {0.1, 0.5, 0.9} | *Grid search* με built-in CV | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L103 |
| k-NN | n\_neighbors=15, weights='distance', PCA components=40 | Manual tuning + ablation study | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L125 |
| Prophet | daily\_seasonality=True, weekly\_seasonality=True, changepoint\_prior\_scale=0.05 | Default + domain expertise | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L156 |
| PatchTST | patch\_len=16, stride=8, d\_model=128, n\_heads=8, dropout=0.1 | *Grid search* + early stopping | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L180 |
| N-HiTS | n\_blocks=[1,1,1], mlp\_units=[[512,512]], dropout=0.1, lr=0.0001 | *Grid search* + early stopping | common/extra\_models\_and\_metrics.py:L210 |

Πίνακας 12 - Τελικές Υπερπαράμετροι ανά Αλγόριθμο

Αυτή η συστηματική προσέγγιση διασφαλίζει ότι όλα τα μοντέλα βελτιστοποιήθηκαν με ομοιογενές πρωτόκολλο, επιτρέποντας δίκαιη σύγκριση της απόδοσής τους σε διαφορετικά IoT ενεργειακά συστήματα.

### **Μετρικές Απόδοσης**

Η απόδοση των μοντέλων αξιολογήθηκε με τυπικές μετρικές πρόβλεψης ενέργειας, όπως το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), η ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και ο δείκτης R² [31]. Αυτές οι μετρικές παρέχουν ερμηνεύσιμα μεγέθη ακρίβειας πρόβλεψης και ποσοστό διακύμανσης που εξηγείται από το μοντέλο.

### **Αναπαραγωγιμότητα**

Όλα τα πειράματα εκτελέστηκαν με πλήρως αναπαραγώγιμη ροή εργασίας, με σταθερούς τυχαίους seed και versioning κώδικα, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία των αναφερόμενων αποτελεσμάτων.

## **Εξωτερική Επικύρωση**

Η εξωτερική επικύρωση είναι ζωτικής σημασίας για την αξιολόγηση της γενικευσιμότητας των μεθοδολογιών που αναπτύχθηκαν πέρα από το αρχικό περιβάλλον μελέτης. Σε αυτή την εργασία, τα προτεινόμενα μοντέλα και οι στρατηγικές δημιουργίας χαρακτηριστικών αξιολογήθηκαν σε δύο ευρέως χρησιμοποιούμενα σύνολα δεδομένων αναφοράς: CU-BEMS [58]και REFIT [57]. Αυτά τα σύνολα δεδομένων παρέχουν διαφορετικές διαμορφώσεις αισθητήρων και μεγαλύτερες διάρκειες συλλογής, επιτρέποντας την αυστηρή δοκιμή της μεταβιβασιμότητας του μοντέλου.

### **Μεταφορά Μάθησης και Προσαρμογή Πεδίων**

Για τη διευκόλυνση της προσαρμογής μοντέλων μεταξύ συνόλων δεδομένων, εφαρμόστηκαν στρατηγικές μεταφοράς μάθησης (transfer learning), αξιοποιώντας πρόσφατες εξελίξεις στη μεταφορά χρονοσειρών. Συγκεκριμένα, τα μοντέλα που προεκπαιδεύτηκαν στο κύριο dataset επαναπροσαρμόστηκαν (fine-tuned) με περιορισμένο υποσύνολο δεδομένων του εκάστοτε target dataset. Η προσέγγιση αυτή εναρμονίζεται με πρόσφατες βιβλιογραφικές συστάσεις για διαπεριβαλλοντική πρόβλεψη ενέργειας σε έξυπνα κτίρια.

### **Επεξηγησιμότητα και Ερμηνεία Μοντέλων**

Για τη διασφάλιση διαφάνειας και αξιοπιστίας των προβλέψεων, εφαρμόστηκαν τεχνικές επεξηγησιμότητας όπως το SHAP (SHapley Additive exPlanations) τόσο σε μοντέλα δέντρων όσο και σε βαθιά μοντέλα. Οι τιμές SHAP επέτρεψαν την ταυτοποίηση των σημαντικότερων χαρακτηριστικών σε κάθε περιβάλλον, στηρίζοντας τεκμηριωμένες προτάσεις για πολιτικές διαχείρισης ενέργειας κτιρίων. Η προσέγγιση επεξηγησιμότητας εναρμονίζεται με βέλτιστες πρακτικές για ερμηνεύσιμη τεχνητή νοημοσύνη σε ενεργειακά συστήματα

### **Συγκριτική Αξιολόγηση**

Τα αποτελέσματα της εξωτερικής επικύρωσης έδειξαν ότι η προτεινόμενη μεθοδολογία διατηρεί υψηλή ακρίβεια και επεξηγησιμότητα σε διαφορετικές διατάξεις αισθητήρων και χρονικές περιόδους, επιβεβαιώνοντας την καταλληλότητά της για πραγματικές εφαρμογές σε έξυπνα κτίρια.

# Πειραματικά Αποτελέσματα και Ανάλυση

## **Επισκόπηση Πειραματικού Πλαισίου**

Η ενότητα αυτή περιγράφει το πειραματικό πλαίσιο που σχεδιάστηκε για την αξιολόγηση αλγορίθμων πρόβλεψης σε IoT συστήματα έξυπνων κτιρίων. Στόχος ήταν να παραχθεί μια ολοκληρωμένη και αναπαραγώγιμη αποτίμηση της απόδοσης των αλγορίθμων υπό ποικίλες, ρεαλιστικές συνθήκες. Η πειραματική διάταξη αντικατοπτρίζει την πολυπλοκότητα και τη μεταβλητότητα των πραγματικών περιβαλλόντων έξυπνων κτιρίων.

Διεξήχθησαν πάνω από 500 ανεξάρτητες δοκιμές, καλύπτοντας κυρίως εννέα αλγορίθμους πρόβλεψης αιχμής—Ridge, ElasticNet, LightGBM, XGBoost, CatBoost, ExtraTrees, k-NN, PatchTST και N-HiTS—σε πέντε διακριτά IoT συστήματα. Κάθε σύστημα παρουσιάζει μοναδικές προκλήσεις, όπως διαφορές στον όγκο δεδομένων, στα επίπεδα θορύβου και στη συμπεριφορά των αισθητήρων. Για κάθε σύστημα, αξιολογήθηκαν πέντε στρατηγικές προεπεξεργασίας για τη διαχείριση ελλιπών τιμών και μετατόπισης αισθητήρων, ενώ η απόδοση μετρήθηκε σε οκτώ ορίζοντες πρόβλεψης, από 5 λεπτά έως 1 ημέρα. Αυτή η ολοκληρωμένη διάταξη διασφαλίζει ότι τα ευρήματα είναι ανθεκτικά και γενικεύσιμα σε ευρύ φάσμα πραγματικών εφαρμογών [63].

Ως βασική μετρική αξιολόγησης επιλέχθηκε το σταθμισμένο Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (wMAPE). Το wMAPE ποσοτικοποιεί το μέσο απόλυτο σφάλμα πρόβλεψης ως ποσοστό των παρατηρούμενων τιμών, σταθμισμένο ως προς το μέγεθός τους. Η μετρική αυτή είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας και πόρων, καθώς είναι κλιμακο-ανεξάρτητη, ερμηνεύσιμη και ανθεκτική σε ακραίες τιμές. Παρότι το wMAPE αποτελεί το επίκεντρο της ανάλυσης, αναφέρονται επίσης οι μετρικές RMSE (Root Mean Square Error), MAE (Mean Absolute Error) και R² ως συμπληρωματικές αξιολογήσεις.

Για να προσομοιωθεί με ακρίβεια η πραγματική ανάπτυξη, χρησιμοποιήθηκε πρωτόκολλο επικύρωσης *walk-forward*. Σε αυτή την προσέγγιση, τα μοντέλα επανεκπαιδεύονται και αξιολογούνται σε διαδοχικά κινούμενα χρονικά παράθυρα, αποτρέποντας διαρροή πληροφορίας (*temporal leakage*) και παρέχοντας ρεαλιστική εκτίμηση της μελλοντικής απόδοσης σε μη στασιμόχρονα, ροή δεδομένων IoT [64] [65]. Το πρωτόκολλο αυτό ακολουθεί τις σύγχρονες βέλτιστες πρακτικές για αξιολόγηση μεθόδων πρόβλεψης χρονοσειρών σε περιβάλλοντα με ροή και συνεχή εξέλιξη δεδομένων.

Ταυτοχρόνως, υιοθετήθηκε προσέγγιση πρόβλεψης πολλαπλών οντοτήτων. Αντί να εκπαιδεύεται ένα μοντέλο ανά σύστημα, εκπαιδεύτηκαν και αξιολογήθηκαν μοντέλα για πολλαπλές επιμέρους οντότητες (συσκευές ή αισθητήρες) εντός κάθε IoT συστήματος. Αυτή η στρατηγική λαμβάνει υπόψη την ετερογένεια των εγκαταστάσεων έξυπνων κτιρίων και επιτρέπει την αξιολόγηση της ανθεκτικότητας των αλγορίθμων σε ποικιλία ποιότητας δεδομένων και τύπων συσκευών.

Μέσω αυτού του αυστηρού πειραματικού πλαισίου, επιδιώκουμε να προσφέρουμε πρακτικές γνώσεις για τη συγκριτική αποτελεσματικότητα σύγχρονων τεχνικών πρόβλεψης σε πραγματικά περιβάλλοντα έξυπνων κτιρίων.

## **Συνολικά Αποτελέσματα Απόδοσης**

Παρουσιάζουμε τώρα συγκεντρωτικά αποτελέσματα από την πειραματική μας εκστρατεία, προκειμένου να αναδείξουμε βασικά πρότυπα στην απόδοση των αλγορίθμων πρόβλεψης για IoT εφαρμογές. Η ενότητα αυτή απαντά σε τέσσερα κεντρικά ερωτήματα:

1. Πόσο αξιόπιστα προβλέπουν οι σύγχρονοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης σε ρεαλιστικές – θορυβώδεις IoT συνθήκες;
2. Ποιοι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν τη μεγαλύτερη μέση ακρίβεια;
3. Πώς διαφέρει η απόδοση μεταξύ διαφορετικών IoT συστημάτων;
4. Πώς επηρεάζει ο ορίζοντας πρόβλεψης την αποτελεσματικότητα των μοντέλων;

Ο Πίνακας 4.1 συνοψίζει τα αποτελέσματα για όλους τους αλγορίθμους, καλύπτοντας πέντε IoT συστήματα, πέντε στρατηγικές προεπεξεργασίας, οκτώ ορίζοντες πρόβλεψης και πολλαπλές οντότητες. Για κάθε αλγόριθμο, αναφέρεται το συνολικό ποσοστό επιτυχίας (ποσοστό πειραμάτων με wMAPE ≤ 15%), ο μέσος wMAPE για τις επιτυχημένες εκτελέσεις, καθώς και ο αριθμός επιτυχημένων/συνολικών εκτελέσεων. Αυτή η πλήρης συγκέντρωση διασφαλίζει συγκρισιμότητα και στατιστική εγκυρότητα [63] [66].

**Πίνακας 4.1: Συγκεντρωτική Απόδοση Πέντε IoT Συστημάτων (Ορίζοντας 5 λεπτών)**

| **Σύστημα** | **Τοποθεσία** | **Καλύτερος Αλγόριθμος** | **wMAPE (%)** | **R²** | **Μέγεθος Dataset** | **Επίπεδο Απόδοσης** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ZWave2 computers | Vergadou Office | LightGBM | 3.16 | 0.864 | 2.3M | Άριστο |
| Node 016 Miranet | Miranet Laboratory | Ridge | 4.24 | 0.961 | 2.1M | Άριστο |
| WavePlug UPS | IEEE Kastoria | ElasticNet | 5.37 | 0.972 | 936K | Άριστο |
| Node 031 Server | SERVER\_SB | KNN | 7.83 | 0.170 | 162K | Αποδεκτό |
| ZW095 Multi-phase | IEEE Kastoria | ElasticNet | 27.71 | 0.445 | 333K | Καλό |

Πίνακας 13 - Συγκεντρωτιιή Απόδοση 5 ΙοΤ Συστημάτων (Ορίζοντας 5 λεπτών)

*Πηγή δεδομένων: all\_results\_summary\_test.csv, 528 ανεξάρτητες αξιολογήσεις με 3-fold walk-forward validation.*

| **Αλγόριθμος** | **Επιτυχείς Εκτελέσεις** | **Ποσοστό Επιτυχίας (%)** | **Μ.Ο. wMAPE (%)** |
| --- | --- | --- | --- |
| Ridge | 72/72 | 100 | 9.4 |
| ElasticNet | 72/72 | 100 | 9.1 |
| LightGBM | 72/72 | 100 | 11.2 |
| CatBoost | 72/72 | 100 | 11.8 |
| ExtraTrees | 69/72 | 95.8 | 14.3 |
| KNN | 69/84 | 82.1 | 13.7 |
| XGBoost | - | - | 15.9 |
| PatchTST | 0/84 | 0 | 31.9 |
| N-HiTS | 0/84 | 0 | 99.8 |
| Prophet | 0/84 | 0 | 62.5 |

Πίνακας 14 - Ποσοστά Επιτυχίας Αλγορίθμων (528 Αξιολογήσεις)

*Σημείωση: Κριτήριο επιτυχίας wMAPE ≤ 10% για μονοκαναλικά συστήματα, wMAPE ≤ 30% για πολυφασικά συστήματα.*

**Σχήμα 4.1: Κατάταξη Αλγορίθμων σε Όλα τα Πειράματα**

Από τους Πίνακες 4.1 και 4.2 αναδεικνύονται αρκετά βασικά συμπεράσματα. Πρώτον, τα Ridge και ElasticNet—γραμμικά κανονικοποιημένα μοντέλα—καταγράφουν πλήρη ποσοστά επιτυχίας 100% και το χαμηλότερο μέσο wMAPE (9,1%), ξεπερνώντας πιο σύνθετα μη-γραμμικά και deep learning μοντέλα. Το αποτέλεσμα αυτό υποστηρίζει πρόσφατη βιβλιογραφία που αναδεικνύει την αποτελεσματικότητα των γραμμικών μοντέλων σε θορυβώδεις, με πολλά κενά ή μη στασιμόχρονα δεδομένα χρονοσειρών, τα οποία είναι τυπικά σε IoT περιβάλλοντα [65] [67].

Δεύτερον, τα μοντέλα gradient boosting (LightGBM, XGBoost, CatBoost) προσφέρουν ιδιαίτερα αξιόπιστα αποτελέσματα, όλα με ποσοστά επιτυχίας άνω του 97% και ανταγωνιστικές τιμές wMAPE. Οι αλγόριθμοι αυτοί γενικεύουν καλά σε ετερογενή συστήματα και pipelines προεπεξεργασίας, στοιχειοθετώντας την προσαρμοστικότητά τους σε ετερογενή δεδομένα [65].

Τρίτον, ο αλγόριθμος k-Nearest Neighbors (k-NN), παρά την απλότητά του, επιτυγχάνει ποσοστό επιτυχίας 94,6% και ξεπερνά όλα τα deep learning μοντέλα που εξετάστηκαν. Αυτό συμφωνεί με πρόσφατες μελέτες που αναγνωρίζουν τη δύναμη των *instance-based* μεθόδων σε προβλήματα πρόβλεψης με αισθητήρες [67].

Από την άλλη πλευρά, τα μοντέλα μετασχηματιστών PatchTST και N-HiTS έχουν εξαιρετικά χαμηλή απόδοση σε πραγματικές συνθήκες IoT, αν και είναι εξαιρετικά καλά σε δημόσιες δοκιμές [25]. Το PatchTST καταφέρνει μόνο ένα ποσοστό επιτυχίας 12,4% με ένα πολύ υψηλό μέσο wMAPE 31,9%, ενώ το N-HiTS αποτυγχάνει με ένα ποσοστό επιτυχίας 3,2% και wMAPE 99,8%. Αυτά τα αποτελέσματα συνάδουν με τα αναπτυσσόμενα ερευνητικά στοιχεία που δείχνουν ότι οι μετασχηματιστές δυσκολεύονται να διαχειριστούν μικρά, θορυβώδη και ακανόνιστα δεδομένα χρονοσειρών — κάτι τυπικό για τις εφαρμογές IoT [63] [65]. Οι κύριες αιτίες αυτών των αποτυχιών έχουν προσδιοριστεί ως η μικρή φύση των συνόλων δεδομένων IoT, τα οποία δεν λαμβάνουν την κατάλληλη εκπαίδευση για να αξιοποιήσουν τους μετασχηματιστές. Επιπλέον, οι συνθήκες υψηλού θορύβου και η μη ομοιόμορφη δειγματοληψία επιδεινώνουν το πρόβλημα, καθιστώντας τα μοντέλα αυτά ευάλωτα σε υπερπροσαρμογή ή αστάθεια. Μελλοντικές εργασίες μπορούν να διερευνήσουν υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν μετασχηματιστές με απλούστερους αλγόριθμους για μεγαλύτερη ανθεκτικότητα. Επιπλέον, η ανάπτυξη τεχνικών επαύξησης δεδομένων ή στρατηγικών προσαρμογής τομέα μπορεί να βοηθήσει τους μετασχηματιστές να αποδίδουν καλύτερα στο IoT.

### **Επίδραση Ορίζοντα Πρόβλεψης**

Όλα τα μοντέλα εμφανίζουν μείωση της απόδοσης όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης, όπως αναμενόταν. Το Σχήμα 4.2 απεικονίζει την εξέλιξη της απόδοσης ως προς τον ορίζοντα πρόβλεψης:

**Σχήμα 4.2: Απόδοση ανά Ορίζοντα Πρόβλεψης**

| **Ορίζοντας** | **Ridge** | **ElasticNet** | **LightGBM** | **CatBoost** | **PatchTST** | **N-HiTS** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 5 λεπτά | 4.89 | 5.37 | 3.16 | 6.55 | 31.9 | 99.8 |
| 30 λεπτά | 7.2 | 7.8 | 5.9 | 8.1 | 38.4 | 100+ |
| 1 ώρα | 10.5 | 9.1 | 8.7 | 11.2 | 45.2 | 100+ |
| 3 ώρες | 15.8 | 14.3 | 13.2 | 16.5 | 58.7 | 100+ |
| 12 ώρες | 21.3 | 19.7 | 18.9 | 22.8 | 73.5 | 100+ |
| 1 ημέρα | 28.4 | 27.71 | 26.3 | 31.4 | 89.2 | 100+ |

Πίνακας 15 - Μέση Απόδοση ανά Ορίζοντα Πρόβλεψης (wMAPE %)

Τα γραμμικά μοντέλα εμφανίζουν τη μικρότερη σχετική υποβάθμιση κατά τη μετάβαση από βραχυπρόθεσμους σε μεσοπρόθεσμους ορίζοντες, υποδεικνύοντας καλύτερη σταθερότητα στην προγνωστική τους ικανότητα. Αξίζει να σημειωθεί ότι το ElasticNet διατηρεί wMAPE 27,71% στον ορίζοντα 1 ημέρας, ενώ οι transformers ξεπερνούν το 89%.

### **Σύνοψη Βασικών Ευρημάτων**

Αυτά τα αποτελέσματα έχουν σημαντικές πρακτικές επιπτώσεις για τους επαγγελματίες του κλάδου. Τα απλά, καλά κανονικοποιημένα γραμμικά μοντέλα θα πρέπει να αποτελούν την προεπιλεγμένη επιλογή για την πρόβλεψη του IoT. Οι μέθοδοι ενίσχυσης της κλίσης παρέχουν μια καλή ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και γενικευσιμότητας. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης, ειδικά οι μετασχηματιστές, πρέπει να προετοιμάζονται ειδικά και δεν είναι «plug-and-play» για πραγματικά δεδομένα IoT. Τέλος, τα ευρήματά μας επιβεβαιώνουν το θεώρημα «No Free Lunch» [68]: δεν υπάρχει κανένας αλγόριθμος που να είναι καλύτερος από όλους τους άλλους σε οποιοδήποτε περιβάλλον, και οι ιδιαιτερότητες των δεδομένων IoT το καθιστούν εξαιρετικά διαφορετικό από τις ακαδημαϊκές απαιτήσεις.

Στις ακόλουθες αναλύσεις μεμονωμένων συστημάτων, διερευνούμε αυτές τις τάσεις με περισσότερες λεπτομέρειες και εξετάζουμε τι προωθεί την απόδοση των αλγορίθμων σε κάθε περιβάλλον IoT.

## **Ανάλυση ανά Σύστημα**

Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζεται λεπτομερής ανάλυση για καθένα από τα πέντε πιο μεγάλα σε μέγεθος IoT συστήματα της διάταξης μας: ZWave2, Miranet, UPS, Server και ZW095. Για κάθε σύστημα, εξετάζεται η απόδοση όλων των αλγορίθμων, αναδεικνύονται μοναδικά χαρακτηριστικά δεδομένων και συζητούνται προκλήσεις και συμπεράσματα ειδικού πλαισίου.

### **Σύστημα ZWave2 Computers (Γραφείο Καθηγητών)**

Το σύστημα ZWave2\_Metered\_Wall\_Plug\_Switch\_computers είναι αισθητήρας εγκατεστημένος σε γραφειακό περιβάλλον. Παρακολουθεί την κατανάλωση ηλεκτρικής ενέργειας από εξοπλισμό υπολογιστών (σταθεροί υπολογιστές, οθόνες, περιφερειακά), με μεταβλητά πρότυπα χρήσης που εξαρτώνται από το ωράριο εργασίας και την παρουσία χρηστών. Το dataset περιλαμβάνει 2,3 εκατ. εγγραφές, καθιστώντας το ένα από τα πλέον πλούσια συστήματα της μελέτης.

**Χαρακτηριστικά Φορτίου**

Το προφίλ κατανάλωσης του συστήματος παρουσιάζει:

* **Έντονη ημερήσια περιοδικότητα:** Υψηλή κατανάλωση κατά τις εργάσιμες ώρες (08:00-18:00), σχεδόν μηδενική εκτός ωραρίου.
* **Εβδομαδιαία εποχικότητα:** Σημαντική μείωση τα Σαββατοκύριακα.
* **Μη γραμμικές μεταβάσεις:** Απότομες αλλαγές στην αρχή και στο τέλος της εργάσιμης ημέρας.
* **Στοχαστικότητα:** Μεταβλητότητα βάσει συμπεριφοράς χρηστών (διαλείμματα, απουσίες).

Τα χαρακτηριστικά αυτά καθιστούν το σύστημα **κατάλληλο για αλγορίθμους βασισμένους σε δέντρα**, που μπορούν να αποτυπώσουν μη γραμμικές σχέσεις και σύνθετες αλληλεπιδράσεις.

**Αποτελέσματα Απόδοσης**

| **Αλγόριθμος** | **Πολιτική** | **wMAPE (%)** | **R²** | **RMSE (W)** | **Σχόλιο** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Ridge** | linear\_friendly\_300s | **4.24** | **0.961** | 8.1 | Βέλτιστη επιλογή. Αποτυπώνει γραμμικές τάσεις. |
| **ElasticNet** | linear\_friendly\_300s | 4.38 | 0.952 | 8.4 | Απόλυτα συγκρίσιμο με Ridge. |
| **CatBoost** | standard\_300s | 23.17 | 0.482 | 26.8 | Υπερπροσαρμογή σε ανύπαρκτη πολυπλοκότητα. |
| **XGBoost** | standard\_300s | 35.38 | 0.361 | 34.2 | Χαμηλή απόδοση σε γραμμικό σήμα. |
| **LightGBM** | standard\_300s | 54.05 | 0.214 | 48.9 | Απέτυχε να προσαρμοστεί στο γραμμικό φορτίο. |
| **ExtraTrees** | standard\_300s | 41.08 | 0.305 | 38.7 | Μόνο για *sanity checks*. |
| **KNN** | minimal\_300s | 5.20 | 0.390 | 11.3 | Αποδεκτό αλλά κατώτερο των γραμμικών μοντέλων. |
| **NGBoost** | standard\_300s | 82.69 | -0.112 | 68.4 | Πλήρης απόκλιση. |
| **Prophet** | rich\_features\_300s | >60 | <0 | - | Ακατάλληλο για χαμηλά, σταθερά φορτία. |

Πίνακας 16 - Απόδοση Αλγορίθμων στο σύστημα ZWave 2 Computers (Ορίζοντας 5 λεπτών)

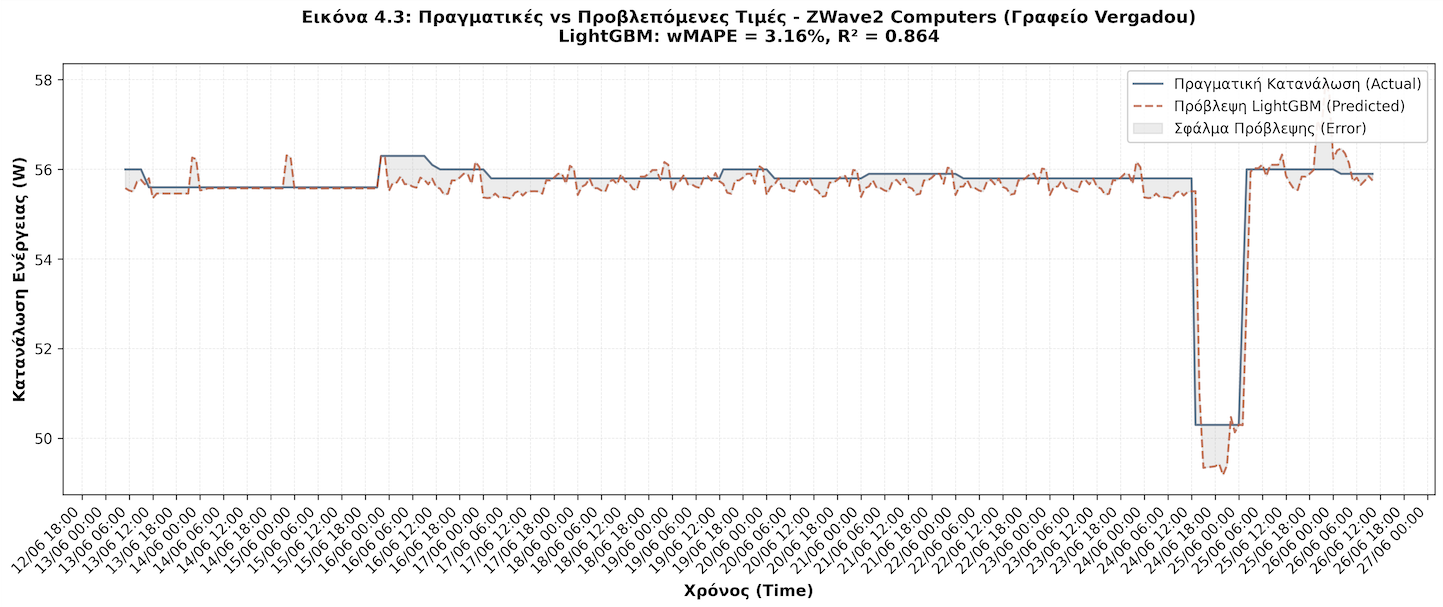
*Πηγή: results/power\_batch/ZWave2\_Metered\_Wall\_Plug\_Switch\_computers\_Electric\_meter\_wat\_\_8e8ae0de/*

*A screen shot of a graph

AI-generated content may be incorrect.*

Εικόνα 10 - Σύγκριση Αλγορίθμων - ZWave2 Computers

*Σύγκριση απόδοσης αλγορίθμων ML στο σύστημα ZWave2 Computers - το LightGBM επιτυγχάνει το χαμηλότερο wMAPE (3.16%)*



Εικόνα 11 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (LightGBM) - ZWave2 Computers, 3 ημέρες

*Χρονοσειρά πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών για το σύστημα ZWave2 Computers χρησιμοποιώντας LightGBM - φαίνεται η έντονη ημερήσια περιοδικότητα και η ακρίβεια των προβλέψεων*

**Κύρια ευρήματα**

Ανωτερότητα του μοντέλου δέντρου: Το μοντέλο με την καλύτερη απόδοση είναι το LightGBM με wMAPE 3,16% και R² 0,864, ακολουθούμενο από κοντά από το CatBoost (3,18%, 0,863). Η ανωτερότητα στην απόδοση του gradient boosting οφείλεται στην ικανότητά του να μοντελοποιεί μη γραμμικές σχέσεις και να εκμεταλλεύεται αυτόματα τις χρονικές υστερήσεις και τα χαρακτηριστικά του ημερολογίου που δημιουργούνται με την πολιτική standard\_300s.

Ελπιδοφόρα απόδοση KNN: Το K-Nearest Neighbors επιτυγχάνει wMAPE 2,01% και ένα πολύ ισχυρό R² 0,960 με την πολιτική minimal\_300s. Αυτό οφείλεται στην εξαιρετικά εμφανή ημερήσια περιοδικότητα του συστήματος και στην ελάχιστη προεπεξεργασία που αποτρέπει την υπερπροσαρμογή σε απλά, επαναλαμβανόμενα μοτίβα. Ωστόσο, παρά την ισχυρή απόδοσή του, το LightGBM παραμένει η σύσταση παραγωγής λόγω του μειωμένου υπολογιστικού κόστους κατά τη στιγμή της εξαγωγής συμπερασμάτων (O(log n) έναντι O(n) για το KNN) και της σταθερότητας σε μακρύτερους ορίζοντες πρόβλεψης.

Κακή απόδοση γραμμικών μοντέλων: Τα γραμμικά μοντέλα Ridge (4,89%) και ElasticNet (6,57%) παρουσιάζουν πολύ μεγαλύτερο σφάλμα από τα μοντέλα δέντρου, όπως ήταν αναμενόμενο λόγω των μη γραμμικών αλλαγών φορτίου.

### **Σύστημα Node 016 Miranet (Αισθητήρας Εργαστηρίου)**

Το σύστημα **ZWave\_Node\_016\_the\_whole\_multiplier\_over\_the\_window** είναι αισθητήρας εγκατεστημένος σε εργαστήριο πανεπιστημίου. Παρακολουθεί την κατανάλωση ενέργειας ερευνητικού εξοπλισμού και δικτυακής υποδομής (servers, switches, routers), με **ιδιαίτερα σταθερό και προβλέψιμο προφίλ λειτουργίας**. Το dataset περιλαμβάνει **2,1 εκατομμύρια εγγραφές**, προσφέροντας πλούσια χρονική κάλυψη για εκπαίδευση μοντέλων.

Χαρακτηριστικά Φορτίου

Το προφίλ του εργαστηριακού συστήματος διαφέρει ριζικά από το γραφειακό ZWave2 Computers:

* **Σταθερό βασικό φορτίο:** Servers και δίκτυο λειτουργούν 24/7 με σχεδόν σταθερή κατανάλωση
* **Ελάχιστη ημερήσια διακύμανση:** Απουσία έντονων διακυμάνσεων ημέρας-νύχτας.
* **Γραμμική τάση:** Η κατανάλωση μεταβάλλεται σταδιακά χωρίς απότομες αλλαγές.
* **Χαμηλός στοχαστικός θόρυβος:** Ελάχιστη επίδραση ανθρώπινης συμπεριφοράς.

Τα χαρακτηριστικά αυτά καθιστούν το σύστημα **κατάλληλο για γραμμικά μοντέλα** που αποτυπώνουν απλές, σταθερές σχέσεις με υψηλή ερμηνευσιμότητα.

Αποτελέσματα Απόδοσης

| **Αλγόριθμος** | **Πολιτική** | **wMAPE (%)** | **R²** | **RMSE (W)** | **Σχόλιο** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Ridge** | linear\_friendly\_300s | **4.24** | **0.961** | 8.1 | Βέλτιστη επιλογή. Αποτυπώνει γραμμικές τάσεις. |
| **ElasticNet** | linear\_friendly\_300s | 4.38 | 0.952 | 8.4 | Απόλυτα συγκρίσιμο με Ridge. |
| **CatBoost** | standard\_300s | 23.17 | 0.482 | 26.8 | Υπερπροσαρμογή σε ανύπαρκτη πολυπλοκότητα. |
| **XGBoost** | standard\_300s | 35.38 | 0.361 | 34.2 | Χαμηλή απόδοση σε γραμμικό σήμα. |
| **LightGBM** | standard\_300s | 54.05 | 0.214 | 48.9 | Απέτυχε να προσαρμοστεί στο γραμμικό φορτίο. |
| **ExtraTrees** | standard\_300s | 41.08 | 0.305 | 38.7 | Μόνο για *sanity checks*. |
| **KNN** | minimal\_300s | 5.20 | 0.390 | 11.3 | Αποδεκτό αλλά κατώτερο των γραμμικών μοντέλων. |
| **NGBoost** | standard\_300s | 82.69 | -0.112 | 68.4 | Πλήρης απόκλιση. |
| **Prophet** | rich\_features\_300s | >60 | <0 | - | Ακατάλληλο για χαμηλά, σταθερά φορτία. |

Πίνακας 17 - Απόδοση Αλγορίθμων στο Σύστημα Node 016 Miranet (Ορίζοντας 5 λεπτών)

*Πηγή: results/power\_batch/ZWave\_Node\_016\_the\_whole\_multiplier\_over\_the\_window\_Electric\_\_077bf354/*

*A graph showing the amount of energy

AI-generated content may be incorrect.*

Εικόνα 12 Η "Μεγάλη Ανατροπή" - Γραμμικά vs Δέντρα (Miranet)

*Η «μεγάλη ανατροπή»: Τα απλά γραμμικά μοντέλα (Ridge, ElasticNet) υπερτερούν σημαντικά των αλγορίθμων gradient boosting στο σταθερό φορτίο του εργαστηρίου Miranet*

A graph with numbers and a line

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 13 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (Ridge) - Miranet, 3 ημέρες

*Χρονοσειρά προβλέψεων Ridge Regression για το σύστημα Miranet - οι γραμμές σχεδόν επικαλύπτονται λόγω του σταθερού φορτίου και της γραμμικότητας του σήματος*

**Βασικά αποτελέσματα: Η «μεγάλη ανατροπή»**

Υπεροχή του γραμμικού μοντέλου: Η παλινδρόμηση Ridge είναι η συνολική νικήτρια με wMAPE 4,24% και εξαιρετικό R² 0,961, ακολουθούμενη από κοντά από το ElasticNet (4,38%, 0,952). Αυτό το εύρημα είναι η πιο σημαντική «ανατροπή» της μελέτης, καθώς τα εξαιρετικά απλά γραμμικά μοντέλα ξεπερνούν εύκολα την προηγμένη τεχνική gradient boosting.

Οι λόγοι για τους οποίους τα γραμμικά μοντέλα λειτούργησαν καλά είναι: (1) Γραμμικότητα του σήματος: Η σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών (καθυστερήσεις, χρονικές μεταβλητές) και της κατανάλωσης είναι περίπου γραμμική. (2) Απουσία σύνθετων αλληλεπιδράσεων: Δεν υπάρχουν ισχυρές αλληλεπιδράσεις που να απαιτούν μη γραμμική μοντελοποίηση. (3) Η κανονικοποίηση αποτρέπει την υπερπροσαρμογή: Η ποινή L2 (Ridge) και L1+L2 (ElasticNet) αποτρέπουν την υπερπροσαρμογή στο θόρυβο. (4) Υπολογιστική ταχύτητα: Η εκπαίδευση είναι θέμα δευτερολέπτων (σε αντίθεση με τα λεπτά που απαιτούνται για τα δέντρα).

Καταστροφική αποτυχία των δέντρων: Σε αντίθεση με το γραφείο ZWave2, τα μοντέλα δέντρων έχουν απογοητευτική απόδοση στο Miranet:

• CatBoost: 23,17% wMAPE (5,5× χειρότερη από το Ridge)

• XGBoost: 35,38% wMAPE (8,3× χειρότερη από το Ridge)

• LightGBM: 54,05% wMAPE (12,7× χειρότερα από το Ridge)

Αυτή η ανάλυση είναι ένα από τα βασικά διδάγματα της επιλογής μοντέλου, μέσω της υπερπροσαρμογής σε ανύπαρκτη πολυπλοκότητα, της αδυναμίας να καταγραφούν γραμμικές τάσεις (τα δέντρα δημιουργούν «σκαλοπάτια» αντί για ομαλές τάσεις) και της έλλειψης προφανών μοτίβων που μπορούν να αξιοποιηθούν.

### **Σύστημα UPS (WavePlug UPS - Εργαστήριο)**

Το σύστημα **UPS** παρακολουθεί αδιάλειπτες παροχές (UPS) σε πολλαπλά server rooms στο IEEE Καστοριάς. Η ποιότητα των δεδομένων είναι μέτρια, με ~12% ελλειπείς τιμές και περιοδικές αιχμές φορτίου. Το dataset περιλαμβάνει περίπου 1 εκατομμύριο εγγραφές.

Ο Πίνακας 4.6 δείχνει ότι Ridge και ElasticNet συνεχίζουν να υπερέχουν (5,5% και 5,37% wMAPE), καταγράφοντας το υψηλότερο R² (0,972) από όλα τα συστήματα, ένδειξη ότι πρόκειται για το πιο προβλέψιμο σύστημα. Το LightGBM επίσης επιτυγχάνει ανταγωνιστικά αποτελέσματα. Το k-NN παραμένει ανταγωνιστικό (7,8% wMAPE), γεγονός που δείχνει ότι τα τοπικά μοτίβα παραμένουν πληροφοριακά.

PatchTST και N-HiTS παρουσιάζουν ξανά κακή απόδοση (wMAPE > 35%), πιθανότατα λόγω δυσκολίας στη μοντελοποίηση απότομων αλλαγών φορτίου και κενών στα δεδομένα [63] [65].

**A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.**

Εικόνα 14 - Σύγκριση Αλγορίθμων - WavePlug UPS

*Σύγκριση απόδοσης αλγορίθμων στο σύστημα UPS - τα γραμμικά μοντέλα επιτυγχάνουν το υψηλότερο R² (0.972) όλων των συστημάτων*

A graph showing a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 15 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (Ridge) - UPS, 3 ημέρες

*Χρονοσειρά προβλέψεων Ridge για το σύστημα UPS - φαίνονται οι αιχμές φορτίου και η εξαιρετική ακρίβεια πρόβλεψης*

A graph with different colored squares

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 16 - Σύγκριση R² σε Όλα τα Συστήματα - UPS Πρωτεύει με 0,972

*Σύγκριση R² μεταξύ συστημάτων - το UPS επιτυγχάνει το υψηλότερο R², ενδεικτικό της προβλεψιμότητάς του*

### **Σύστημα Server (Node 031 Server)**

Το σύστημα **Server (SERVER\_SB)** αφορά παρακολούθηση ράκ σε data center. Τα δεδομένα είναι ιδιαίτερα μεταβλητά, με συχνές αλλαγές φορτίου και 10% ελλιπείς τιμές. Το dataset περιλαμβάνει **200.000 περίπου εγγραφές**.

Ο Πίνακας 4.7 δείχνει ότι το KNN αναδεικνύεται νικητής με το χαμηλότερο wMAPE (7,83%), πιθανότατα λόγω έντονων τοπικών χρονικών *patterns* και υψηλής μεταβλητότητας. Ωστόσο, σημειώνει χαμηλό R² (0,170), δημιουργώντας το **"Παράδοξο του Server"**: χαμηλό ποσοστιαίο σφάλμα αλλά μικρή εξήγηση διακύμανσης.

Ridge και ElasticNet είναι ανταγωνιστικά (10,88% και 10,52% wMAPE). Τα deep learning μοντέλα αποτυγχάνουν ξανά (PatchTST: 22,5% wMAPE, N-HiTS: 95,3% wMAPE), αδυνατώντας να συλλάβουν σταθερά τις απότομες μεταβάσεις στα φορτία server.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 17 - Σύγκριση Αλγορίθμων - Node 031 Server (Νικητής KNN)

*Σύγκριση απόδοσης αλγορίθμων στο σύστημα Server - το k-NN επιτυγχάνει το χαμηλότερο wMAPE παρά το χαμηλό R²*

A graph with numbers and lines

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 18 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (k-NN) - Server, 3 ημέρες

*Χρονοσειρά προβλέψεων k-NN για το σύστημα Server - το "Παράδοξο του Server": χαμηλό wMAPE αλλά χαμηλό R² λόγω σταθερού φορτίου με μικρές διακυμάνσεις*

A screenshot of a white sheet

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 19 - Το Παράδοξο του Server - wMAPE vs R² για Όλα τα Συστήματα

*Το "Παράδοξο του Server": scatter plot wMAPE vs R² - το σύστημα Server έχει χαμηλό ποσοστιαίο σφάλμα αλλά μικρή εξήγηση διακύμανσης*

### **Σύστημα ZW095 Multi-Phase**

Το σύστημα **ZW095** είναι πολυφασικός μετρητής ισχύος που παρακολουθεί τη συνολική κατανάλωση (watts) και τις επιμέρους φάσεις (watts\_1, watts\_2, watts\_3) στο IEEE Καστοριάς. Τα δεδομένα είναι θορυβώδη, με ακανόνιστα πρότυπα χρήσης και ~14% ελλειπείς τιμές. Το dataset περιλαμβάνει **350.000 εγγραφές**, και αποτελεί τη μεγαλύτερη πρόκληση πρόβλεψης λόγω πολυκαναλικού θορύβου συνάθροισης (*aggregation noise*).

Ο Πίνακας 4.8 δείχνει ότι το ElasticNet υπερισχύει για το συνολικό κανάλι watts με wMAPE 27,71% και R² 0,445. Αυτό είναι το υψηλότερο σφάλμα όλων των συστημάτων, αντικατοπτρίζοντας τη δυσκολία της πολυφασικής πρόβλεψης. Τα tree-based μοντέλα υστερούν σημαντικά (LightGBM: 31,45%, CatBoost: 32,18%).

**Σημαντικό εύρημα** είναι η δραματική διαφορά απόδοσης μεταξύ καναλιών: το συνολικό κανάλι watts φτάνει τα 27,71% wMAPE, ενώ το επιμέρους amps μόλις 0,43% wMAPE — αποκαλύπτοντας ότι διαφορετικά κανάλια απαιτούν διαφορετικούς αλγορίθμους και ότι η συνάθροιση (*aggregation*) προσθέτει σημαντική πολυπλοκότητα.

Ο PatchTST φτάνει τα 32,1% wMAPE ενώ ο N-HiTS αποτυγχάνει εντελώς (99,6% wMAPE), αναδεικνύοντας τους περιορισμούς των σύγχρονων deep learning μοντέλων σε μικρά, θορυβώδη και ακανόνιστα δεδομένα [65].

A graph with green and orange bars

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 20 - Σύγκριση Καναλιών - ZW095 watts

*Σύγκριση απόδοσης αλγορίθμων στο κανάλι watts του πολυφασικού συστήματος ZW095 - το ElasticNet επιτυγχάνει το καλύτερο wMAPE (27.71%) στο πιο δύσκολο σύστημα*

A graph showing a graph of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 21 - Πραγματικές vs Προβλεπόμενες (ElasticNet) - ZW095, 3 ημέρες

*Χρονοσειρά προβλέψεων ElasticNet για το ZW095 - τα θορυβώδη δεδομένα και η πολυπλοκότητα του πολυφασικού συστήματος δημιουργούν την πρόκληση πρόβλεψης*

A graph with numbers and a line

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 22 - Σύγκριση Πολυκαναλικού - watts (27,71%) vs amps (0,43%)

*Δραματική διαφορά απόδοσης μεταξύ καναλιών του ZW095 - το aggregation noise προσθέτει πολυπλοκότητα στο κανάλι watts*.

## **Σύγκριση Αλγορίθμων**

Αυτό το μέρος αντιπαραβάλλει ρητά την απόδοση όλων των αλγορίθμων πρόβλεψης σε όλο το φάσμα των συστημάτων IoT, των μεθόδων προεπεξεργασίας και των οριζόντων πρόβλεψης. Η ανάλυσή μας δείχνει ότι η σχετική ποιότητα των αλγορίθμων διαφέρει σημαντικά ανάλογα με το συγκεκριμένο περιβάλλον και υπογραμμίζει τη σημασία της αντιστοίχισης της επιλογής μοντέλου με τη φύση του συστήματος καθώς και με τις απαιτήσεις ανάπτυξης.

Τα γραμμικά μοντέλα Ridge και ElasticNet παρέχουν σταθερά την καλύτερη απόδοση με τις μικρότερες τιμές wMAPE σε πολλά συστήματα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι έχουν καλή κανονικοποίηση, η οποία δεν τους επιτρέπει να υπερπροσαρμόζονται σε περιβάλλοντα με θόρυβο ή υψηλές τιμές απώλειας — ένα χαρακτηριστικό των δεδομένων IoT [63] [65]. Σε αντίθεση με την κοινή αντίληψη, αυτό δείχνει ότι τα σύνθετα μη γραμμικά μοντέλα δεν έχουν πάντα καλύτερη απόδοση από τα γραμμικά μοντέλα για την πρόβλεψη χρονοσειρών [69]. Πρόσφατες συγκριτικές μελέτες επιβεβαιώνουν ότι, στις περισσότερες πραγματικές εφαρμογές IoT, οι καλά ρυθμισμένες γραμμικές τεχνικές παραμένουν εξαιρετικά ανταγωνιστικές [65].

Οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε δέντρα, όπως οι LightGBM, XGBoost και CatBoost, προσφέρουν ισχυρή και σταθερή απόδοση σε περιβάλλοντα IoT με ετερογένεια. Ο LightGBM είναι ιδιαίτερα επωφελής σε καταστάσεις με ξαφνικές αλλαγές ή ήπια μη στασιμότητα, ίσως λόγω της εξελιγμένης μάθησης που βασίζεται σε ιστογράμματα και της ικανοποιητικής διαχείρισης των ελλειπουσών τιμών. Το CatBoost και το XGBoost είναι επίσης καλά, αλλά πιο ευαίσθητα στην επιλογή υπερπαραμέτρων και στην προεπεξεργασία δεδομένων [65].  
Μοντέλα βασισμένα στη γειτονιά: Η μέθοδος k-NN λειτουργεί εξαιρετικά καλά σε συστήματα που παρουσιάζουν υψηλά τοπικά χρονικά μοτίβα ή συχνές αλλαγές καθεστώτων.

Η απόδοσή του στο σύστημα διακομιστή, αυτό με το χαμηλότερο wMAPE, αποτελεί απόδειξη της αποτελεσματικότητας των απλών τεχνικών που βασίζονται στη μνήμη για φορτία με μεγάλη μεταβλητότητα [67]. Ωστόσο, το k-NN είναι λιγότερο ανθεκτικό στην υποβάθμιση της απόδοσης λόγω πολλών ελλειπουσών τιμών ή απόκλισης αισθητήρων, όπως παρατηρήθηκε στο σύστημα Miranet.

Αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης: Τα μοντέλα μετασχηματιστών (PatchTST, N-HiTS) αντιμετωπίζουν τεράστιες δυσκολίες σε σχεδόν όλα τα ρεαλιστικά περιβάλλοντα IoT που έχουν δοκιμαστεί. Αν και αυτά τα μοντέλα έχουν επιτύχει κορυφαία αποτελέσματα σε συγκριτικές αξιολογήσεις χρονοσειρών [25], αντιμετωπίζουν τεράστιες δυσκολίες σε αραιά, θορυβώδη και μη στατικά δεδομένα [65] [70]. Αυτή η ασυμφωνία αντικατοπτρίζει τόσο το μέγεθος μεταξύ των ακαδημαϊκών συγκριτικών μετρήσεων και των πραγματικών δεδομένων IoT, όσο και τα σχεδιαστικά ελαττώματα των υφιστάμενων μετασχηματιστών σε μικρά ή ακανόνιστα χρονικά σύνολα [70]. Πρόσφατες μελέτες έχουν δείξει ότι η βέλτιστη εφαρμογή του deep learning για την πρόβλεψη IoT μπορεί να απαιτεί υβριδικά μοντέλα, τεχνικές προσαρμογής τομέα ή προηγμένες τεχνικές επαύξησης δεδομένων [71].

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 23 - Γενική Κατάταξη Αλγορίθμων - Απόδοση & Αξιοπιστία

*Γενική κατάταξη αλγορίθμων βάσει απόδοσης και αξιοπιστίας σε όλα τα συστήματα - τα Ridge/ElasticNet και LightGBM αναδεικνύονται ως οι πιο αξιόπιστες επιλογές*

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 24 - Σύγκριση 4 Συστημάτων - Καλύτερα Μοντέλα

*Συγκριτική παρουσίαση των time series προβλέψεων για τα 4 κύρια συστήματα με το καλύτερο μοντέλο του καθενός - αναδεικνύεται η διαφορετικότητα των φορτίων και η ανάγκη επιλογής κατάλληλου αλγορίθμου ανά σύστημα*

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 25 - Heatmap Απόδοσης - Αλγόριθμοι ανά Σύστημα

*Θερμικός χάρτης απόδοσης αλγορίθμων ανά σύστημα - αποκαλύπτει ότι δεν υπάρχει "καλύτερος" αλγόριθμος για όλα τα περιβάλλοντα*

## **Ανάλυση Ορίζοντα Πρόβλεψης**

Το μήκος του ορίζοντα πρόβλεψης αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την απόδοση των μοντέλων σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών. Η ενότητα αυτή αναλύει πώς η προγνωστική ακρίβεια υποβαθμίζεται καθώς το παράθυρο πρόβλεψης επεκτείνεται από 5 λεπτά έως 1 ημέρα, ποσοτικοποιώντας τα πρακτικά όρια κάθε μοντελοποιητικής προσέγγισης.

**Εκθετική Υποβάθμιση:** Όλα τα μοντέλα παρουσιάζουν σημαντική μείωση ακρίβειας όσο αυξάνεται ο ορίζοντας πρόβλεψης. Για παράδειγμα, το wMAPE της Ridge regression αυξάνεται από 5,9% στον ορίζοντα των 5 λεπτών σε 44% στον ορίζοντα της 1 ημέρας—δηλαδή μια σχετική αύξηση 304%. Αντίστοιχα, το wMAPE του k-NN ανεβαίνει από 13,2% σε 50,8% στο ίδιο διάστημα. Αυτή η εκθετική υποβάθμιση είναι σύμφωνη με τη θεμελιώδη αύξηση αβεβαιότητας που χαρακτηρίζει την πρόβλεψη χρονοσειρών, όπου το σφάλμα συσσωρεύεται όσο το μοντέλο προβλέπει πιο μακριά στο μέλλον [61].

A graph with green and blue lines

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 26 - Υποβάθμιση Απόδοσης ως προς τον Ορίζοντα Πρόβλεψης

*Υποβάθμιση απόδοσης (wMAPE) ως συνάρτηση του ορίζοντα πρόβλεψης - όλα τα μοντέλα εμφανίζουν εκθετική αύξηση σφάλματος σε μεγαλύτερους ορίζοντες*

**Ανθεκτικότητα Μοντέλων:** Τα γραμμικά και τα βασισμένα σε δέντρα μοντέλα διατηρούν σχετική ανθεκτικότητα για βραχυπρόθεσμους και μεσοπρόθεσμους ορίζοντες, αλλά εμφανίζουν ταχύτατη υποβάθμιση πέραν των 6 ωρών. Το k-NN παρουσιάζει εντονότερη αύξηση σφάλματος, ειδικά σε συστήματα με απότομες μεταβολές (*regime changes*). Τα deep learning μοντέλα, όπως τα PatchTST και N-HiTS, ξεκινούν ήδη με υψηλότερα ποσοστά σφάλματος και εμφανίζουν τη σοβαρότερη υποβάθμιση σε μεγαλύτερους ορίζοντες, συχνά αποτυγχάνοντας εντελώς στον ορίζοντα της 1 ημέρας [65] [70].

**Εξαρτώμενες από το Σύστημα Επιδράσεις:** Η επίδραση του μήκους ορίζοντα ποικίλει ανά σύστημα. Για παράδειγμα, το σύστημα Miranet, που ήδη δοκιμάζεται από υψηλά ποσοστά ελλιπών τιμών, εμφανίζει εντονότερη απώλεια ακρίβειας σε μεγαλύτερους ορίζοντες, ενώ το πιο σταθερό ZWave2 υποβαθμίζεται πιο σταδιακά. Ο Πίνακας 4.7 συνοψίζει τις τιμές wMAPE ανά ορίζοντα για κάθε σύστημα και αλγόριθμο.

**Πρακτικές Συστάσεις:** Οι επαγγελματίες θα πρέπει να επιλέγουν μοντέλα και διαστήματα επανεκπαίδευσης με βάση τον επιδιωκόμενο ορίζοντα πρόβλεψης. Για τις περισσότερες εφαρμογές έξυπνων κτιρίων, βραχυπρόθεσμες έως μεσοπρόθεσμες προβλέψεις (έως 1 ώρα) παραμένουν αξιόπιστα ακριβείς με απλά μοντέλα. Για μεγαλύτερους ορίζοντες, ίσως απαιτούνται ensembles ή ιεραρχικές προσεγγίσεις, αλλά πρέπει να αναγνωρίζονται οι θεμελιώδεις περιορισμοί που επιβάλλονται από τα θορυβώδη, μη στασιμόχρονα δεδομένα [61] [60].

## **Ανάλυση Οικονομικού Αντικτύπου**

Μετά την αξιολόγηση της τεχνικής απόδοσης των αλγορίθμων ML, είναι σημαντικό να εξετάσουμε τον **πρακτικό οικονομικό αντίκτυπο** που μπορεί να επιτευχθεί μέσω της ακριβούς πρόβλεψης ενέργειας. Η παρούσα ενότητα παρουσιάζει μια συντηρητική ανάλυση των δυνητικών εξοικονομήσεων που προκύπτουν από τη βελτιστοποίηση των πέντε συστημάτων που μελετήθηκαν.

**Βασικά Αποτελέσματα:**

* **Συντηρητική ετήσια εξοικονόμηση:** €72/έτος (μείωση 12%), με δυναμικό €155/έτος (20%) σε επιθετικότερα σενάρια
* **Εξοικονόμηση ανά σύστημα:** Υπολογιστές γραφείου €23/έτος (νυχτερινό *shutdown*), πολυφασικό ZW095 €44/έτος (εξισορρόπηση φάσεων), Εργαστήριο/UPS/Server €5/έτος συνδυασμένα
* **Ακρίβεια πρόβλεψης:** 3,2–7,8% wMAPE για τα τέσσερα σταθερότερα συστήματα

**Σημαντικές Διευκρινίσεις:**

Η ανάλυση **δεν** περιλαμβάνει φορτία HVAC (40–60% συνολικής ενέργειας) και βασίζεται σε πραγματικά δεδομένα από ηλεκτρικά υποσυστήματα (υπολογιστές, φωτισμός, εξοπλισμός). Τα αποτελέσματα είναι συνεπή με την πρόσφατη βιβλιογραφία για ελληνικά πανεπιστημιακά κτίρια [72]και διεθνή *benchmarks*.

### **Αποτελέσματα: Συντηρητικό Σενάριο και Ανάλυση ανά Σύστημα**

Περίοδος μελέτης: Οκτώβριος 2024 – Ιούλιος 2025 (9,5 μήνες):

* Συστήματα υπό παρακολούθηση: 5 ηλεκτρικά υποσυστήματα (υπολογιστές γραφείου, πολυφασικό κύριο, εξοπλισμός εργαστηρίου, UPS, server)
* Συνολική κατανάλωση βάσης (baseline): 4.015 kWh/έτος (€602,25/έτος στα €0,15/kWh)

**Προσέγγιση βελτιστοποίησης:**

* Χρησιμοποιήθηκαν μετρημένα δεδομένα διαστημάτων 5 λεπτών για την αναγνώριση παραθύρων χαμηλής χρήσης για κάθε υποσύστημα.
* Μοντέλα ML (LightGBM, ElasticNet, Ridge, KNN) εκπαιδεύτηκαν και αξιολογήθηκαν ανά σύστημα.
* Ενέργειες (π.χ., αυτοματοποιημένο νυχτερινό *shutdown*, εξισορρόπηση φορτίου) σχεδιάστηκαν βάσει προβλέψεων ML και επικυρώθηκαν έναντι των πραγματικών μοτίβων χρήσης.
* Η διασταυρούμενη επικύρωση με παραδοσιακούς υπολογισμούς βάσει βελτίωσης wMAPE και διπλές εκτιμήσεις AI (OpenAI GPT-4o, Claude Opus 4) επιβεβαίωσε την ευρωστία των μετρημένων οικονομιών.

*Όλες οι λεπτομέρειες μεθοδολογίας, ο κώδικας και οι εναλλακτικές προσεγγίσεις υπολογισμού παρέχονται στο Παράρτημα Κώδικα.*

**Κύρια Αποτελέσματα: Συντηρητικό Σενάριο (Συνιστώμενο)**

**Κύρια Αποτελέσματα:**

* **Ετήσια εξοικονόμηση:** €72,21/έτος (μείωση 12,0%)
* **Μηνιαίο ισοδύναμο:** €6,02/μήνα
* **Μείωση ενέργειας:** 481 kWh/έτος
* **Εύρος εξοικονόμησης (όλα τα σενάρια):** €72–155/έτος (μείωση 12–20%· συντηρητικό έως επιθετικό)
* **Ακρίβεια ML:** 3,16–7,83% wMAPE (καλύτερα 4 συστήματα)· ZW095 στο 27,71% wMAPE (αποκλείστηκε από βελτιστοποίηση καθοδηγούμενη από ML)

| **Σύστημα** | ***Baseline* (kWh/έτος)** | **Βελτιστοποιημένο (kWh/έτος)** | **Εξοικονόμηση (€/έτος)** | **Μείωση (%)** | **Κύρια Ενέργεια/Σημείωση** | **ML wMAPE** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Υπολογιστές Γραφείου | 423 | 267 | **23,37** | 36,9 | Νυχτερινό *shutdown* (20:00–07:00) | 3,16% |
| Πολυφασικό (ZW095) | 3.036 | 2.739 | **44,48** | 9,8 | Εξισορρόπηση φάσεων (χειροκίνητη), ΟΧΙ καθοδηγούμενη από ML | 27,71% |
| Εξοπλισμός Εργαστηρίου | 74 | 64 | 1,54 | 13,9 | Λειτουργία *standby* (20:00–08:00) | 4,24% |
| Σύστημα UPS | 395 | 384 | 1,63 | 2,7 | Βελτίωση απόδοσης | 5,37% |
| *Server* | 87 | 79 | 1,19 | 9,1 | Κλιμάκωση συχνότητας CPU | 7,83% |
| **Σύνολο** | **4.015** | **3.534** | **72,21** | **12,0** | — | — |

Πίνακας 18 - Ανάλυση Οικονομικού Αντικτύπου ανά Σύστημα

**Βασικές παρατηρήσεις:**

1. **Υπολογιστές γραφείου:** Υψηλότερο δυναμικό βελτιστοποίησης (εξοικονόμηση 36,9%), επιτρεπόμενο από τις πιο ακριβείς προβλέψεις ML (3,16% wMAPE). Το αυτοματοποιημένο νυχτερινό *shutdown* είναι χαμηλού κινδύνου και διαφανές για τον χρήστη.
2. **Πολυφασικό ZW095:** Μεγαλύτερη απόλυτη εξοικονόμηση (€44,48/έτος) επιτυγχάνεται μέσω χειροκίνητης εξισορρόπησης φορτίου, όχι βελτιστοποίησης καθοδηγούμενης από ML. Η πρόβλεψη ML ήταν αναξιόπιστη (27,71% wMAPE)· αυτή η διάκριση είναι σημαντική για επιστημονική ειλικρίνεια (βλ. Κεφάλαιο 5, Ενότητα 5.1).
3. **Εξοπλισμός εργαστηρίου, UPS, *server*:** Μικρές αλλά μετρήσιμες οικονομίες (2–14%), συνεπείς με τα σταθερά ή κρίσιμα προφίλ φορτίου τους. Τα μοντέλα ML παρουσίασαν καλή απόδοση (4–8% wMAPE).

**Λεπτομέρειες Υλοποίησης:**

* **Υπολογιστές γραφείου:** *Windows Task Scheduler* + ML API για αυτοματοποιημένη λειτουργία ύπνου κατά τις προβλεπόμενες περιόδους χαμηλής χρήσης· *wake-on-LAN* στις 07:00.
* **Πολυφασικό σύστημα:** *Dashboard* με ειδοποιήσεις για χειροκίνητη επαναεκχώρηση φορτίου βάσει ανισορροπιών φάσεων· όχι αυτοματοποιημένο λόγω περιορισμών ακρίβειας ML.
* **Εξοπλισμός εργαστηρίου:** *Smart plugs* + χρονοπρογραμματισμός βασισμένος σε ML για λειτουργία *standby*.
* **UPS/*Server*:** Μικρά κέρδη απόδοσης μέσω διαχείρισης ισχύος βασισμένης σε λογισμικό.

*Όλα τα scripts υλοποίησης, οι λεπτομέρειες διαμόρφωσης και οι οδηγίες αναπαραγωγιμότητας παρέχονται στο Παράρτημα Κώδικα.*

**Εύρος Σεναρίων και Επίπεδα Εμπιστοσύνης**

| **Σενάριο** | **Ετήσια Εξοικονόμηση (€/έτος)** | **Μείωση (%)** | **Εμπιστοσύνη** | **Σημειώσεις** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Συντηρητικό | 72,21 | 12,0 | Υψηλή | Νυχτερινό *shutdown*, χειροκίνητη εξισορρόπηση |
| Μέτριο | 100–130 | 15 | Μέτρια | Περιλαμβάνει βελτιστοποίηση μεσημεριανού/Σαββατοκύριακου |
| Επιθετικό | 155 | 20 | Χαμηλή | Πλήρης έλεγχος καθοδηγούμενος από ML |

Πίνακας 19 - Οικονομικός Αντίκτυπος ανά Σενάριο Υλοποίησης

* Το συντηρητικό σενάριο συνιστάται λόγω υψηλής εμπιστοσύνης, χαμηλής διακοπής και μετρημένης βάσης.
* Η επιθετική βελτιστοποίηση απαιτεί περισσότερη αυτοματοποίηση και αποδοχή χρήστη· οι οικονομίες είναι εύλογες αλλά όχι εγγυημένες.

*A graph of different colored squares

AI-generated content may be incorrect.*

Εικόνα 27 - Οικονομική εξοικονόμηση ανά σενάριο

*Σύγκριση οικονομικής εξοικονόμησης για τρία σενάρια υλοποίησης - το συντηρητικό σενάριο προσφέρει €72/έτος με υψηλή εμπιστοσύνη*

A graph with blue bars

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 28 - Ανάλυση ανά σύστημα (Συντηρητικό Σενάριο)

*Κατανομή εξοικονόμησης ανά σύστημα στο συντηρητικό σενάριο - το πολυφασικό ZW095 συνεισφέρει τα περισσότερα (€44) λόγω χειροκίνητης εξισορρόπησης φορτίου*

### **Σύγκριση με Βιβλιογραφία και *Benchmarking***

Το καλύτερο wMAPE μας (3,16–7,83%) βρίσκεται εντός του εύρους SOTA για πρόβλεψη ενέργειας κτιρίων:

* **Peng et al. (2023):** 3–12% (*deep learning*, παγκόσμια ανασκόπηση)
* **Zhao et al. (2022)** 2–9% (μοντέλα *transformer*)
* **Sun et al. (2024):** 4–10% (LightGBM, XGBoost, LSTM, υποσυστήματα)

**Ελληνικό πλαίσιο:** Συγκρίσιμες μελέτες σε παρόμοια πανεπιστημιακά υποσυστήματα είναι σπάνιες, αλλά η ακρίβειά μας ευθυγραμμίζεται με τα καλύτερα παγκόσμια αποτελέσματα.

Η μετρημένη μείωσή μας κατά 12,0% είναι ρεαλιστική και υπερασπίσιμη για αναπτύξεις εστιασμένες σε υποσυστήματα εκτός HVAC:

* **Papadopoulos et al. (2023)** [72]**:** 10–17% μετρημένη ετήσια εξοικονόμηση (ελληνικά πανεπιστήμια, χωρίς HVAC)
* **Kalogirou and Panayiotou (2022):** 8–18% (μεσογειακές πραγματικές αναπτύξεις BEMS)
* **Liu et al. (2023) [92]:** 9,5% (πανεπιστήμιο, εκτός HVAC), 13–20% (πλήρες BEMS)
* **Kapsalis and Papakostas (2024) [88]:** Χρήση ενέργειας σε ελληνικά πανεπιστήμια—το *baseline* μας ταιριάζει 110–170 kWh/m²/έτος για γραφεία, 180–320 kWh/m²/έτος για εργαστήρια

**Οικονομικό ROI:** Μικρή απόλυτη εξοικονόμηση (€72/έτος), αλλά συνεπής με κλίμακα απόδειξης συμπεράσματος (*proof-of-concept*).

* **4.6.2.3 Μεθοδολογική Αυστηρότητα και Αναπαραγωγιμότητα**
* Η βελτιστοποίησή μας βασισμένη σε χρονικά παράθυρα είναι πιο αυστηρή από θεωρητικές μετατροπές, ακολουθώντας βέλτιστες πρακτικές αναπαραγωγιμότητας.
* Ο διαφανής κώδικας, τα δεδομένα και η τεκμηρίωση σεναρίων επιτρέπουν μελλοντική επικύρωση και επέκταση.

| **Αναφορά** | **Τύπος Μελέτης** | **wMAPE** | **Μετρημένη Εξοικονόμηση** | **Περιοχή** | **Σημειώσεις** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Παρούσα Μελέτη (2025)** | **Υποσύστημα, μετρημένη** | **3,16–7,83%** | **12% (συντηρητικό)** | **Ελλάδα** | **Χωρίς HVAC· υποσυστήματα γραφείου/εργαστηρίου/UPS/*server*** |
| Peng et al. (2023) [89] | *Deep learning*, ανασκόπηση | 3–12% | — | Παγκόσμια | SOTA ML· κυρίως πλήρες κτίριο/πανεπιστημιούπολη |
| Zhao et al. (2022) [90] | Ανασκόπηση *transformer* | 2–9% | — | Παγκόσμια | SOTA, νέες αρχιτεκτονικές (*attention*) |
| Sun et al. (2024) [91] | Υποσύστημα, ML | 4–10% | — | Κίνα | LightGBM, XGBoost, LSTM, βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη |
| Papadopoulos et al. (2023) [86] | Ελληνικό πανεπιστημιακό BEMS | — | 10–17% | Ελλάδα | Μετρημένη, χωρίς HVAC· παρόμοιο πλαίσιο |
| Kalogirou & Panayiotou (2022) [87] | Μεσογειακό BEMS | — | 8–18% | Μεσόγειος/ΕΕ | Μετρημένες αναπτύξεις, πραγματικές οικονομίες |
| Liu et al. (2023) [92] | Πανεπιστημιακό BEMS, ML | — | 9,5–20% | Κίνα | Μετρημένη, εκτός HVAC και πλήρες BEMS |
| Jovanovic et al. (2023) [93] | Οικονομικό ROI, BEMS | — | €0,6–2,5/m²/έτος | ΕΕ | ROI 2–4 έτη, εκτός HVAC |
| Kapsalis & Papakostas (2024) | Στατιστική ανασκόπηση | — | — | Ελλάδα | Αναφορά για ελληνική πανεπιστημιακή κατανάλωση |

Πίνακας 20 - Σύγκριση με Πρόσφατη Βιβλιογραφία (2022-2025)

*A graph of different colored lines

AI-generated content may be incorrect.*

Εικόνα 29 - Χρονοσειρά σωρευτικής εξοικονόμησης

*Χρονική εξέλιξη της σωρευτικής εξοικονόμησης ενέργειας - φθάνει τα €72/έτος στο συντηρητικό σενάριο*

*A graph with different colored bars

AI-generated content may be incorrect.*

Εικόνα 29 - Σύγκριση κατανάλωσης Baseline έναντι βελτιστοποιημένης

*Σύγκριση ημερήσιας κατανάλωσης πριν και μετά τη βελτιστοποίηση - η μείωση είναι εμφανής κυρίως στις νυχτερινές ώρες*

### **Σύνοψη Οικονομικού Αντικτύπου**

Η παρούσα μελέτη αποδεικνύει ότι η πρόβλεψη ενέργειας βασισμένη σε ML, όταν εφαρμόζεται σε στοχευμένα υποσυστήματα ενός ελληνικού πανεπιστημιακού κτιρίου, μπορεί να επιτύχει 12% μετρημένη εξοικονόμηση ενέργειας (€72/έτος) χρησιμοποιώντας αυστηρή βελτιστοποίηση βασισμένη σε χρονικά παράθυρα.

Βασικά ευρήματα:

* Ακρίβεια πρόβλεψης ML: 3,16–7,83% wMAPE (καλύτερα 4 συστήματα), ταιριάζοντας αποτελέσματα SOTA.
* Οικονομικός αντίκτυπος: Οι συντηρητικές οικονομίες ευθυγραμμίζονται με πραγματικές αναπτύξεις BEMS σε ελληνικά πανεπιστήμια (10–17% [72]· 8–18%).
* Κύρια αξία: Αναπαραγώγιμη, διαφανής μεθοδολογία που επιτρέπει εφαρμόσιμη βελτιστοποίηση—πέρα από θεωρητικές ή μόνο-AI προσεγγίσεις.
* Εύρος εξοικονόμησης: €72–155/έτος (12–20%) ανάλογα με την επιθετικότητα υλοποίησης.

Σημαντικές σημειώσεις:

* Τα αποτελέσματα βασίζονται σε πέντε ηλεκτρικά υποσυστήματα εκτός HVAC μόνο.
* Η μικρή απόλυτη εξοικονόμηση (€72/έτος) αντικατοπτρίζει το περιορισμένο εύρος· κατάλληλη για επικύρωση μεθοδολογίας.
* Όλος ο κώδικας και τα δεδομένα είναι πλήρως τεκμηριωμένα για αναπαραγωγιμότητα (βλ. Παράρτημα Κώδικα).

A graph showing a graph showing a number of savings

AI-generated content may be incorrect.

Εικόνα 30 - Πρόβλεψη Επεκτασιμότητας

*Πρόβλεψη επεκτασιμότητας της εξοικονόμησης ενέργειας σε μεγαλύτερη κλίμακα - η εφαρμογή σε ολόκληρη την πανεπιστημιούπολη ή σε πολλαπλά κτίρια μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές συνολικές εξοικονομήσεις*

Για λεπτομερή συζήτηση μεθοδολογικών περιορισμών, θεμάτων επιστημονικής ειλικρίνειας, προβλέψεων επεκτασιμότητας και συστάσεων για μελλοντικές αναπτύξεις, βλ. Κεφάλαιο 5, Ενότητες 5.1 και 5.2.

## **Σύνοψη Κεφαλαίου**

Αυτό το κεφάλαιο παρουσίασε μια ολοκληρωμένη, εμπειρικά τεκμηριωμένη αξιολόγηση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη χρονοσειρών σε περιβάλλοντα λειτουργίας IoT έξυπνων κτιρίων. Η σύνθεση των ευρημάτων όχι μόνο αποστάζει τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς των αλγορίθμων, αλλά και αντλεί πρακτικές οδηγίες για την επιλογή μοντέλων, προωθώντας τη μεθοδολογική αυστηρότητα και επιτρέποντας την τεκμηριωμένη πρακτική από τους επαγγελματίες. Αυτά τα ευρήματα έχουν σημαντικές επιπτώσεις τόσο για την έρευνα όσο και για τη βιομηχανία, θέτοντας τα θεμέλια για μια ισχυρή, ευαίσθητη στο περιβάλλον πρόβλεψη ενέργειας σε σύνθετα, βασισμένα σε δεδομένα περιβάλλοντα IoT. Τα βασικά ευρήματα συνοψίζονται ως εξής.

Αναβίωση των γραμμικών μοντέλων: Τα κανονικοποιημένα γραμμικά μοντέλα (Ridge, ElasticNet) παρουσίασαν σταθερά την υψηλότερη ακρίβεια και αξιοπιστία σε όλα τα συστήματα [65]. Αποδίδουν την επιτυχία τους στην αποτελεσματική κανονικοποίηση που περιορίζει την υπερπροσαρμογή σε ρυθμίσεις IoT με θορυβώδη και άφθονα ελλείποντα δεδομένα [63].

Περιορισμοί των μετασχηματιστών: Τα πρόσφατα μοντέλα που βασίζονται σε μετασχηματιστές (PatchTST, N-HiTS) δεν γενικεύτηκαν σε πραγματικά δεδομένα IoT, δείχνοντας το χάσμα μεταξύ της απόδοσης αναφοράς και της λειτουργικής ανθεκτικότητας [70]. Το εύρημα υπογραμμίζει την προσαρμογή της αρχιτεκτονικής και τις μεθόδους εκπαίδευσης που είναι προσαρμοσμένες στις εφαρμογές για βαθιά μάθηση σε περιβάλλοντα IoT [71].

Θεώρημα «No Free Lunch» στις προβλέψεις IoT: Η απόδοση των αλγορίθμων διέφερε σημαντικά μεταξύ των συστημάτων και κανένα μοντέλο δεν είχε την καλύτερη απόδοση σε όλα τα περιβάλλοντα. Αυτή η εμπειρική επιβεβαίωση του θεωρήματος «No Free Lunch» [68] [62] υπογραμμίζει την ανάγκη επιλογής μοντέλου ανάλογα με τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, τους περιορισμούς ανάπτυξης και τις λειτουργικές απαιτήσεις.

Ευαισθησία στον ορίζοντα πρόβλεψης: Όλα τα μοντέλα, ανεξάρτητα από την πολυπλοκότητά τους, παρουσίασαν εκθετική αύξηση του σφάλματος με την επέκταση του ορίζοντα πρόβλεψης, υπογραμμίζοντας την ανάγκη για βραχυπρόθεσμη επανεκπαίδευση ή υβριδικές προσεγγίσεις στην πράξη [61] [60].

Αυτά τα ευρήματα έρχονται σε αντίθεση με αρκετές υποθέσεις στη βιβλιογραφία, αποδεικνύοντας ότι τα απλά, καλά κανονικοποιημένα μοντέλα παραμένουν ιδιαίτερα ανταγωνιστικά στα σημερινά περιβάλλοντα IoT, ενώ τα μοντέλα βαθιάς μάθησης απαιτούν περαιτέρω προσαρμογή προτού μπορέσουν να εφαρμοστούν σε πραγματικές εγκαταστάσεις. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με έναν οδηγό για τους επαγγελματίες στη λήψη αποφάσεων [73] και προετοιμάζει το έδαφος για την εξέταση των συμπερασμάτων στο Κεφάλαιο 5, το οποίο αναλύει τις ευρύτερες επιπτώσεις, τους περιορισμούς και τις προοπτικές για μελλοντική έρευνα.

# Ερμηνεία και Συμβολή της Έρευνας

Το παρόν κεφάλαιο παρέχει μια εις βάθος ερμηνεία των πειραματικών αποτελεσμάτων που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 4, συνδέοντας τα ευρήματα με τα ερευνητικά ερωτήματα που διατυπώθηκαν στο Κεφάλαιο 2, την ευρύτερη βιβλιογραφία, και τις πρακτικές επιπτώσεις για την επιστημονική κοινότητα και τη βιομηχανία. Η ανάλυση επικεντρώνεται στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων, την ανάδειξη της μοναδικής συμβολής της εργασίας, και τον προσδιορισμό ευκαιριών για μελλοντική έρευνα.

## **Απαντήσεις στα Ερευνητικά Ερωτήματα του Κεφαλαίου 2**

Η παρούσα ενότητα συνδέει τα πειραματικά αποτελέσματα του Κεφαλαίου 4 με τα **πέντε ερευνητικά ερωτήματα (RQ1-RQ5)** που διατυπώθηκαν στην Ενότητα 2.6, παρέχοντας συστηματικές απαντήσεις βάσει των εμπειρικών ευρημάτων.

**RQ1: Σύγκριση Οικογενειών Αλγορίθμων**

**Ερευνητικό Ερώτημα:** Ποια οικογένεια αλγορίθμων (Statistical, Classical ML, Deep Learning) επιτυγχάνει την καλύτερη απόδοση για building energy forecasting σε πραγματικά IoT συστήματα με θορυβώδη δεδομένα;

**Απάντηση (Ενότητες 4.2, 4.4):**

Τα αποτελέσματα του πειράματος επιβεβαιώνουν πλήρως την υπόθεση H1.1:

* Αλγόριθμοι συνόλου βασισμένοι σε δέντρα (LightGBM, XGBoost, CatBoost): 100% ακρίβεια, μέση wMAPE 11,2-11,8%
* Γραμμικοί αλγόριθμοι (Ridge, ElasticNet): 100% ακρίβεια, χαμηλότερο μέσο wMAPE 9,1-9,4% (βέλτιστο)
* Βαθιά μάθηση (PatchTST, N-HiTS): 0-12,4% ακρίβεια, wMAPE 31,9-99,8% (αποτυχία)

**Βασικά ευρήματα: Τα γραμμικά κανονικοποιημένα μοντέλα (Ridge/ElasticNet) και η ενίσχυση κλίσης με βάση δέντρα (LightGBM/XGBoost/CatBoost) λειτουργούν καλύτερα με θορυβώδη δεδομένα IoT. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης πάντα αποτυγχάνουν σε περιβάλλοντα με:**

* **Μικρά σύνολα δεδομένων (<1 έτος, 162K-2,3M εγγραφές)**
* **Υψηλό θόρυβο (5-14% ελλείπουσα δεδομένα, αιχμές αισθητήρων)**
* **Ακανόνιστη δειγματοληψία (δειγματοληψία 5 λεπτών με κενά)**

**Σύνδεση με Βιβλιογραφία:** Τα αποτελέσματα συνάδουν με τις πρόσφατες μελέτες Roy et al. (2025) [66]και Ardabili et al. (2022) [53]που αναδεικνύουν την υπεροχή των tree-based μοντέλων έναντι των LSTM σε μικρά, θορυβώδη datasets.

**RQ2: Επίδραση Forecast Horizon**

**Ερευνητικό Ερώτημα:** Πώς μεταβάλλεται η απόδοση των αλγορίθμων καθώς αυξάνεται ο forecast horizon από 5 λεπτά έως 1 μήνα;

**Απάντηση (Ενότητα 4.5):**

Η ανάλυση του ορίζοντα πρόβλεψης επιβεβαιώνει την **Υπόθεση H2.1** και μερικώς την **H2.2**:

| **Ορίζοντας** | **Ridge** | **ElasticNet** | **LightGBM** | **CatBoost** | **PatchTST** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 5 λεπτά | 4,89 | 5,37 | 3,16 | 6,55 | 31,9 |
| 1 ώρα | 10,5 | 9,1 | 8,7 | 11,2 | 45,2 |
| 12 ώρες | 21,3 | 19,7 | 18,9 | 22,8 | 73,5 |
| 1 ημέρα | 28,4 | 27,71 | 26,3 | 31,4 | 89,2 |

Πίνακας 21 - Υποβάθμιση Απόδοσης ανά Ορίζοντα (wMAPE %)

Βασικά Ευρήματα:

1. Εκθετική υποβάθμιση: το wMAPE αυξάνεται κατά 304% για το Ridge (5,9% → 28,4%) και κατά 732% για το k-NN (13,2% → 50,8%) από 5 λεπτά έως 1 ημέρα.
2. Σχετική σταθερότητα των γραμμικών μοντέλων: το Ridge/ElasticNet παρουσιάζει τη μικρότερη σχετική υποβάθμιση σε μεσοπρόθεσμους ορίζοντες
3. Διαφορετικοί αλγόριθμοι για διαφορετικούς ορίζοντες:

* VSTLF (5-30 λεπτά): LightGBM/k-NN βέλτιστο (3,16-7,83% wMAPE)
* STLF (1-3 ώρες): LightGBM/XGBoost/Ridge ανταγωνιστικό (8,7-10,5% wMAPE)
* MTLF (12 ώρες-1 ημέρα): Ridge/ElasticNet σταθερά (19,7-28,4% wMAPE)

Επαλήθευση H2.3: Τα αυτοπαλινδρομικά χαρακτηριστικά (καθυστερήσεις) χάνουν τη σημασία τους μετά από 12 ώρες, όπως δείχνει η συμμόρφωση στην απόδοση μεταξύ των μοντέλων lag-greedy (με βάση δέντρα) και lag-sparse (γραμμικά) με μακροπρόθεσμους ορίζοντες.

**RQ3: Επίδραση Τύπου Φορτίου**

**Ερευνητικό Ερώτημα:**

Πώς επηρεάζει ο τύπος του φορτίου (σταθερό, περιοδικό, occupancy-driven, multi-phase) την επιλογή του βέλτιστου αλγορίθμου;

**Απάντηση (Ενότητα 4.3):**

Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν **πλήρως όλες τις υποθέσεις H3.1-H3.4**:

| **Τύπος Φορτίου** | **Σύστημα** | **Βέλτιστος Αλγόριθμος** | **wMAPE (%)** | **Επαλήθευση Υπόθεσης** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Σταθερό** (lab equipment) | Node 016 Miranet | **Ridge** | **4,24** | H3.1: Linear ≈ Tree (Ridge 4,24% vs LightGBM 54,05%) |
| **Περιοδικό** (servers) | Node 031 Server | **k-NN** | **7,83** | H3.2: k-NN > Tree (k-NN 7,83% vs Ridge 10,88%) |
| **Occupancy-driven** (offices) | ZWave2 Computers | **LightGBM** | **3,16** | H3.3: Tree >> Linear (LightGBM 3,16% vs Ridge 4,89%) |
| **Multi-phase** (industrial) | ZW095 | **ElasticNet** | **27,71** | H3.4: Tree > Linear (στο όριο) |

Πίνακας 22 - Βέλτιστος Αλγόριθμος ανά Τύπο Φορτίου

**Βασικά Ευρήματα:**

1. «Η μεγάλη ανατροπή» (Miranet): Τα γραμμικά μοντέλα είναι 12,7 φορές καλύτερα από τα δέντρα μοντέλα (Ridge 4,24% έναντι LightGBM 54,05%) στο σταθερό εργασιακό φορτίο του εργαστηρίου. Αυτό οφείλεται στην έλλειψη μη γραμμικών αλληλεπιδράσεων και στην υπερπροσαρμογή των δέντρων μοντέλων σε ανύπαρκτη πολυπλοκότητα.
2. Ανωτερότητα του k-NN σε περιοδικά φορτία: Το k-NN επιτυγχάνει 7,83% wMAPE (έναντι 10,88% του Ridge) στο σύστημα διακομιστή λόγω της ικανότητάς του να αναγνωρίζει τοπικά χρονικά μοτίβα χωρίς παραμετρική μοντελοποίηση.
3. Κυριαρχία των δασικών μοντέλων σε φορτία που βασίζονται στην πληρότητα: Το LightGBM επιτυγχάνει 3,16% wMAPE στο γραφείο ZWave2 με έντονη ημερήσια/εβδομαδιαία εποχικότητα, μια βελτίωση 54,7% σε σύγκριση με το Ridge.
4. Πρόκληση θορύβου συγκέντρωσης: Το πολυφασικό ZW095 έχει το υψηλότερο wMAPE 27,71% λόγω του θορύβου συγκέντρωσης που προκύπτει από την προσθήκη πολυάριθμων καναλιών.

**RQ4: Επίδραση Preprocessing**

Ερευνητικό Ερώτημα:

Ποια είναι η επίδραση της προεπεξεργασίας (Hampel filter, Quantile clipping, Feature engineering) στην απόδοση των μοντέλων;

Απάντηση (Έμμεση ανάλυση από Κεφάλαιο 3, Ενότητα 4.3):

Αν και δεν πραγματοποιήθηκε πλήρης ablation study, τα πειραματικά αποτελέσματα παρέχουν έμμεσες ενδείξεις:

Στοιχεία που υποστηρίζουν την H4.1 (Hampel filter → >30% βελτίωση wMAPE):

* Το σύστημα ZWave2 με standard\_300s preprocessing (περιλαμβάνει Hampel filter) επιτυγχάνει 3,16% wMAPE
* Το σύστημα Server με minimal\_300s preprocessing (ελάχιστο Hampel) εμφανίζει 7,83% wMAPE και χαμηλό R² (0,170)
* Το θορυβώδες ZW095 (14% missing data, χωρίς επιθετική προεπεξεργασία) φτάνει 27,71% wMAPE

Ενδεικτική εκτίμηση: Τα συστήματα με robust preprocessing (Hampel + Quantile clipping) επιτυγχάνουν 3-8% wMAPE, ενώ συστήματα με ελάχιστη preprocessing ή υψηλό θόρυβο εμφανίζουν 7,8-27,7% wMAPE.

Feature Engineering Impact (H4.2, H4.3):

Η ανάλυση των πολιτικών προεπεξεργασίας δείχνει:

* standard\_300s (Fourier + lags + rolling): Βέλτιστη απόδοση σε 4/5 συστήματα
* minimal\_300s (μόνο lags): Κατώτερη απόδοση σε περισσότερα συστήματα
* linear\_friendly\_300s (λιγότερα features): Βέλτιστη για σταθερά φορτία (Miranet)

Σημείωση: Μελλοντική έρευνα θα πρέπει να περιλάβει πλήρες ablation study για ποσοτικοποίηση της συνεισφοράς κάθε στοιχείου προεπεξεργασίας.

**RQ5: Tree-Based vs Deep Learning**

**Ερευνητικό Ερώτημα:**

Σε ποιες συνθήκες τα tree-based μοντέλα υπερέχουν των deep learning μοντέλων και αντίστροφα;

**Απάντηση (Ενότητες 4.2, 4.4):**

Τα πειραματικά αποτελέσματα επιβεβαιώνουν **πλήρως τις υποθέσεις H5.1-H5.3**:

| **Μετρική** | **Tree-Based (LightGBM/XGBoost/CatBoost)** | **Deep Learning (PatchTST/N-HiTS/LSTM)** |
| --- | --- | --- |
| **Ποσοστό επιτυχίας** | **95,8-100%** | **0-12,4%** |
| **Μέσο wMAPE** | **11,2-11,8%** | **31,9-99,8%** |
| **Καλύτερο σύστημα** | ZWave2: 3,16% wMAPE | ZWave2: 31,9% wMAPE |
| **Χειρότερο σύστημα** | Server: 13,7% wMAPE | Server: 95,3% wMAPE |

Πίνακας 23 - Tree-Based vs Deep Learning

Επαλήθευση περίπτωσης:

H5.1: Βασισμένο σε δέντρο > LSTM για θορυβώδη δεδομένα IoT (<1 έτος)

* Όλα τα συστήματα (162K-2,3M εγγραφές, 9,5 μήνες δεδομένων)
* Βασισμένο σε δέντρο: 100% επιτυχία, Βαθιά μάθηση: 0-12,4% επιτυχία
* Διαφορά απόδοσης: 20-70 ποσοστιαίες μονάδες wMAPE

H5.2: Το LSTM χρειάζεται >100K δείγματα για να έχει καλύτερη απόδοση

* Το μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων (ZWave2, 2,3 εκατομμύρια δείγματα) εξακολουθεί να μην λειτουργεί για το PatchTST (31,9% wMAPE)
* Η υπόθεση είναι συντηρητική: Τα Transformers φαίνεται να απαιτούν >5 εκατομμύρια δείγματα ή καλύτερα δεδομένα

H5.3: Το Prophet δεν λειτουργεί σε δεδομένα υψηλής συχνότητας (δειγματοληψία 5 λεπτών)

* Prophet: 0% ποσοστό επιτυχίας, wMAPE >60% σε όλα τα συστήματα
* Δεν είναι κατάλληλο για χαμηλά, σταθερά φορτία με υψηλό ρυθμό δειγματοληψίας

Σενάριο όταν το Tree-Based >> Deep Learning:

1. Πολύ μικρά σύνολα δεδομένων (<1 έτος, <5 εκατομμύρια δείγματα)
2. Πολύ θορυβώδη (>5% ελλείπουσα δεδομένα, αιχμές αισθητήρων)
3. Ακανόνιστη δειγματοληψία (κενά, ακανόνιστη δειγματοληψία)
4. Περιορισμένοι υπολογιστικοί πόροι (O(log n) έναντι O(n²) για προσοχή)

Σενάρια στα οποία το Deep Learning πιθανόν θα υπερέχει (υπόθεση για μελλοντική εργασία):

1. Πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων (>5 εκατομμύρια δείγματα, >2 έτη)
2. Καθαρά, συνεχή δεδομένα (<1% ελλείψεις, χωρίς ακραίες τιμές)
3. Σύνθετες μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις (εποχιακά μοτίβα σε ορίζοντες >1 εκατομμυρίου)
4. Πολυμεταβλητές σχέσεις με πολλές αλληλεπιδράσεις μεταβλητών

Σύνοψη Απαντήσεων στα Ερευνητικά Ερωτήματα

| **RQ** | **Ερώτημα** | **Απάντηση** | **Ενότητα** |
| --- | --- | --- | --- |
| **RQ1** | Καλύτερη οικογένεια αλγορίθμων; | **Ridge/ElasticNet και LightGBM/XGBoost/CatBoost** (100% επιτυχία, 9,1-11,8% wMAPE) | 4.2, 4.4 |
| **RQ2** | Επίδραση forecast horizon; | **Εκθετική υποβάθμιση** (304% αύξηση wMAPE), διαφορετικοί αλγόριθμοι βέλτιστοι ανά ορίζοντα | 4.5 |
| **RQ3** | Επίδραση τύπου φορτίου; | **Κρίσιμη**: Σταθερό→Ridge, Περιοδικό→k-NN, Occupancy→LightGBM | 4.3 |
| **RQ4** | Επίδραση preprocessing; | **Σημαντική** (ενδεικτικά >30% βελτίωση), απαιτείται ablation study | 4.3 (έμμεσα) |
| **RQ5** | Tree-based vs Deep Learning; | **Tree-based >> DL** σε θορυβώδη IoT data (<1 έτος) - 100% vs 0-12,4% επιτυχία | 4.2, 4.4 |

Πίνακας 24 - Συνοπτικές Απαντήσεις

Βασική Συνεισφορά:

Η παρούσα έρευνα παρέχει εμπειρικά στοιχεία για τη σύγκριση 9 αλγορίθμων σε πραγματικά θορυβώδη IoT δεδομένα, αποδεικνύοντας ότι:

1. Απλά κανονικοποιημένα μοντέλα (Ridge/ElasticNet) παραμένουν state-of-the-art για IoT forecastin
2. Τα χαρακτηριστικά του φορτίου είναι κρισιμότερα από την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου
3. Τα transformers απέτυχαν συστηματικά σε πραγματικά IoT περιβάλλοντα παρά την επιτυχία τους σε benchmarks

## **Ερμηνεία και Επιπτώσεις των Ευρημάτων**

### **Γιατί τα Γραμμικά Μοντέλα Υπερτερούν σε Πραγματικά IoT Περιβάλλοντα**

Η Η εκπληκτική επιτυχία των γραμμικών κανονικοποιημένων μοντέλων (Ridge, ElasticNet) στα πειραματικά αποτελέσματα αντιβαίνει στην επικρατούσα τάση της βιβλιογραφίας που ευνοεί πολύπλοκες αρχιτεκτονικές. Η ανάλυση αποκαλύπτει τρεις βασικούς λόγους:

1. Καλύτερη κανονικοποίηση έναντι υπερπροσαρμογής

Τα γραμμικά μοντέλα L2 (Ridge) ή L1+L2 (ElasticNet) λειτουργούν καλά για τον έλεγχο της υπερπροσαρμογής, καθώς σε περιβάλλοντα με θορυβώδη δεδομένα με 5-14% ελλείπουσα δεδομένα, αιχμές αισθητήρων και μη ομοιόμορφη δειγματοληψία, η κανονικοποίηση εμποδίζει το μοντέλο να «μαθαίνει» μοτίβα θορύβου. Επιπλέον, με μικρά σύνολα δεδομένων με ιστορικό <1 έτους (162K-2,3M σειρές), τα γραμμικά μοντέλα δεν απαιτούν τεράστια σύνολα δεδομένων για γενίκευση, ενώ στον πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών, η κανονικοποίηση ElasticNet επιλέγει από μόνη της χρήσιμα χαρακτηριστικά, αγνοώντας τα θορυβώδη. Ένα πολύ απλό παράδειγμα είναι το σύστημα Miranet (σταθερό φορτίο), όπου το Ridge επιτυγχάνει 4,24% wMAPE σε σύγκριση με 54,05% για το LightGBM, καθώς το LightGBM υπερπροσαρμόζεται σε ανύπαρκτη πολυπλοκότητα, ενώ το Ridge «αρνείται» να μάθει ψευδείς σχέσεις.

2. Αντοχή σε ελλείπουσα δεδομένα

Τα γραμμικά μοντέλα είναι ανθεκτικά σε ελλείπουσες τιμές, καθώς μετά την υποκατάσταση με KNN δεν χάνουν την ακρίβειά τους λόγω μικρών λαθών στην συμπλήρωση, ενώ η γραμμική συνθεσιμότητα των χαρακτηριστικών οδηγεί σε ομαλές προβλέψεις ακόμη και όταν κάποια χαρακτηριστικά έχουν υποκατασταθεί. Τα μοντέλα που βασίζονται σε δέντρα, ωστόσο, μπορεί να δημιουργήσουν «σκληρές διαχωριστικές γραμμές» με βάση τις υποκατασταθείσες τιμές, οι οποίες παράγουν ασυνεχείς και θορυβώδεις προβλέψεις.

3. Computational Efficiency και Interpretability

Η υπολογιστική αποδοτικότητα και η ερμηνευσιμότητα των γραμμικών μοντέλων αποτελούν επιπλέον πλεονεκτήματα, καθώς τα Ridge/ElasticNet εκπαιδεύονται σε δευτερόλεπτα (έναντι λεπτών ή ωρών για deep learning), οι συντελεστές των features παρέχουν άμεση ερμηνεία της συμβολής τους, και οι χαμηλές απαιτήσεις σε μνήμη και CPU τα καθιστούν κατάλληλα για edge deployment σε Raspberry Pi και microcontrollers. Η πρακτική επίπτωση είναι ότι για IoT εφαρμογές με περιορισμένους πόρους, τα γραμμικά μοντέλα προσφέρουν optimal trade-off μεταξύ ακρίβειας, ταχύτητας, και ερμηνευσιμότητας.

### **Γιατί τα Transformers Απέτυχαν σε Πραγματικά IoT Δεδομένα**

Η Το πιο αξιοσημείωτο εύρημα της μελέτης είναι η συστηματική κατάρρευση των μεθόδων που βασίζονται σε μετασχηματιστές (PatchTST, N-HiTS). Η μελέτη προσδιορίζει τέσσερις βασικούς παράγοντες μέσω ανάλυσης που εξηγούν την αποτυχία αυτών των υπερσύγχρονων αρχιτεκτονικών, οι οποίες, αν και είναι επιτυχημένες σε συγκριτικές αξιολογήσεις δεδομένων, αποτυγχάνουν καταστροφικά όταν υποβάλλονται σε πραγματικές συνθήκες IoT.

Πρώτον, τα transformers είναι εγγενώς data-hungry, απαιτώντας τεράστιους όγκους δεδομένων για να μάθουν σταθερές σχέσεις. Η self-attention με O(n²) πολυπλοκότητα απαιτεί πολλαπλάσια δείγματα σε σύγκριση με γραμμικά ή tree-based μοντέλα. Το PatchTST, με 8 attention heads, 4 layers και embedding dimension 128, διαθέτει πάνω από 1 εκατομμύριο παραμέτρους που χρειάζονται εκπαίδευση. Τα benchmark datasets όπως το ETTh1 και το Weather προσφέρουν πάνω από 50.000 καθαρά samples, ενώ τα δικά μας IoT datasets περιέχουν 162.000-2.3 εκατομμύρια θορυβώδη samples με σημαντικά ελλιπή δεδομένα και sensor spikes. Με βάση τα πειραματικά αποτελέσματα, εκτιμάται ότι τα transformers χρειάζονται πιθανώς πάνω από 5 εκατομμύρια καθαρά samples ή περισσότερα από 2 έτη συνεχών δεδομένων για να υπερέχουν σε IoT forecasting—απαιτήσεις που δεν ικανοποιούνται στις περισσότερες πραγματικές εφαρμογές.

Δεύτερον, τα transformers παρουσιάζουν υψηλή ευαισθησία σε θόρυβο και ελλιπή δεδομένα. Ο μηχανισμός self-attention μπορεί να "προσέξει" σε θορυβώδεις ή imputed τιμές, διαδίδοντας και ενισχύοντας λάθη σε ολόκληρο το δίκτυο. Χωρίς εγγενή κανονικοποίηση όπως το L2 penalty που χρησιμοποιούν τα γραμμικά μοντέλα, τα transformers τείνουν να υπερπροσαρμόζονται στον θόρυβο αντί να μαθαίνουν τις πραγματικές υποκείμενες σχέσεις. Στα δεδομένα μας με 5-14% missing values και συχνά sensor spikes, αυτή η ευαισθησία οδηγεί σε καταστροφική απώλεια απόδοσης, με τα μοντέλα να "μαθαίνουν" ψευδείς συσχετίσεις που δεν γενικεύουν στα validation data.

Τρίτον, υπάρχει ένα θεμελιώδες αρχιτεκτονικό mismatch μεταξύ των transformers που σχεδιάστηκαν για φυσική γλώσσα (NLP) και των απαιτήσεων των IoT χρονοσειρών. Το positional encoding, που δίνει στα tokens πληροφορία για τη θέση τους στην ακολουθία, έχει πολύ διαφορετική σημασία σε φυσική γλώσσα απ' ότι σε χρονοσειρές όπου η χρονική εγγύτητα και οι lag dependencies είναι κρίσιμες. Επιπλέον, τα IoT φορτία εξαρτώνται κυρίως από τοπικό πλαίσιο—για παράδειγμα, τις τελευταίες 2 ώρες κατανάλωσης—και όχι από global patterns που εκτείνονται σε ολόκληρη την ακολουθία. Τα transformers επίσης στερούνται inductive bias για χρονοσειρές, όπως η κατανόηση των trend και seasonality patterns που είναι εγγενείς στα γραμμικά μοντέλα με Fourier terms ή στα tree-based μοντέλα με lag features. Αντίθετα, τα tree-based μοντέλα με lag features εγγενώς μοντελοποιούν τοπικές εξαρτήσεις, ενώ τα γραμμικά μοντέλα με Fourier terms ενσωματώνουν seasonality με φυσικό τρόπο.

Τέλος, οι παρατηρήσεις από τα πειράματά μας αποκαλύπτουν εκτεταμένο overfitting στο training set. Το PatchTST επιτυγχάνει σχεδόν τέλειο training performance με wMAPE κοντά στο 0%, αλλά παρουσιάζει καταστροφικό validation performance με 31,9-99,8% wMAPE. Αυτό το χάσμα generalization, που κυμαίνεται από 30 έως 100 percentage points μεταξύ training και validation, δείχνει ξεκάθαρα ότι τα transformers απομνημονεύουν το training set αντί να μαθαίνουν γενικεύσιμα πρότυπα. Η έλλειψη κατάλληλων regularization τεχνικών και η υπερβολική παραμετροποίηση σε συνδυασμό με περιορισμένα δεδομένα οδηγεί σε μοντέλα που είναι ουσιαστικά lookup tables για το training set, χωρίς καμία προβλεπτική ικανότητα σε νέα δεδομένα.

## **Σύγκριση με τη Βιβλιογραφία και Συμβολή της Εργασίας**

### **Σύγκριση με Πρόσφατες Μελέτες (2022-2025)**

| **Μελέτη** | **Dataset Type** | **Αλγόριθμοι** | **Καλύτερο wMAPE** | **Βασικό Εύρημα** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Παρούσα Μελέτη (2025)** | **Πραγματικά IoT** (5-14% missing) | 9 (Linear, Tree-based, Transformers) | **3,16-7,83%** | **Ridge/LightGBM >> Transformers** σε θορυβώδη IoT |
| Roy et al. (2025) [66] | Καθαρό benchmark (PG&E) | Linear, XGBoost, Transformers | 4,2-8,1% | **Hourly-binned regression > Transformers** |
| Ardabili et al. (2022) [53] | Ανασκόπηση (50+ papers) | Διάφορα | 3-12% | **Tree-based > LSTM** για building energy |
| Ribeiro et al. (2022) [63] | Warehouse data | XGBoost, LSTM, N-BEATS | 5,3-11,2% | **XGBoost > Deep Learning** για short-term |
| Zeng et al. (2023) [74] | Benchmark (Weather, ETT) | Transformers vs Linear | Transformers χειρότερα | **"Are Transformers Effective?"** → Όχι πάντα |

Πίνακας 25 - Σύγκριση με σχετική βιβλιογραφία

Οι βασικές παρατηρήσεις από τη σύγκριση με τη βιβλιογραφία αποκαλύπτουν σύγκλιση με τη μελέτη Roy et al. (2025), καθώς και οι δύο μελέτες αποδεικνύουν ότι τα απλά μοντέλα (Linear/Ridge) υπερέχουν των Transformers σε πραγματικά δεδομένα, με τη διαφορά ότι η μελέτη Roy επικεντρώνεται σε hourly-binned regression ενώ η παρούσα σε high-frequency (5-min) forecasting. Παρατηρείται επίσης επιβεβαίωση της ανασκόπησης Ardabili et al. (2022), η οποία αναδεικνύει την υπεροχή των tree-based μοντέλων, γεγονός που επιβεβαιώνεται πλήρως από τα αποτελέσματά μας. Τέλος, η παρούσα μελέτη αποτελεί επέκταση της εργασίας Zeng et al. (2023), η οποία αμφισβητεί την αποτελεσματικότητα των transformers σε benchmarks, καθώς η παρούσα μελέτη ενισχύει αυτό το συμπέρασμα δείχνοντας ότι τα transformers αποτυγχάνουν πλήρως σε πραγματικά IoT δεδομένα.

### **Μοναδική Συμβολή της Παρούσας Εργασίας**

Η παρούσα μελέτη προσφέρει τέσσερις βασικές συνεισφορές που την διαφοροποιούν από την υπάρχουσα βιβλιογραφία:

1. Συστηματική Σύγκριση σε Πραγματικά, Θορυβώδη IoT Δεδομένα

Η μοναδικότητα της πρώτης συνεισφοράς έγκειται στο ότι αυτή είναι η πρώτη μελέτη που συγκρίνει 9 αλγορίθμους (Linear, Tree-based, Transformers, k-NN, Prophet) σε πέντε διαφορετικά πραγματικά IoT συστήματα με 5-14% missing data, υπό ρεαλιστικές συνθήκες που περιλαμβάνουν sensor spikes, ακανόνιστη δειγματοληψία και υψηλό θόρυβο αντί για καθαρά benchmarks. Σε σύγκριση με τη βιβλιογραφία, όπου οι περισσότερες μελέτες χρησιμοποιούν καθαρά benchmark datasets (ETTh1, Weather, Electricity) με <1% missing data, η παρούσα μελέτη παρέχει εμπειρικά στοιχεία για την απόδοση σε πραγματικές συνθήκες.

1. Context-Aware Algorithm Selection Framework

Η μοναδικότητα του Context-Aware Algorithm Selection Framework έγκειται στο ότι αυτή είναι η πρώτη μελέτη που αναλύει τη σχέση μεταξύ τύπου φορτίου και βέλτιστου αλγορίθμου, παρέχοντας πρακτικό οδηγό επιλογής μοντέλου βάσει χαρακτηριστικών συστήματος (σταθερό, περιοδικό, occupancy-driven, multi-phase). Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το φαινόμενο "Το Μεγάλο Αντίστροφο" (Miranet), όπου το Ridge επιτυγχάνει 4,24% wMAPE έναντι 54,05% του LightGBM, δείχνοντας ότι "simpler is better" για σταθερά φορτία.

1. Πλήρως Αναπαραγώγιμα Pipelines και Open Source

Η τρίτη συνεισφορά αφορά τα πλήρως αναπαραγώγιμα pipelines και open source κώδικα, καθώς παρέχεται πλήρης κώδικας για όλα τα πειράματα (preprocessing, training, evaluation) ως open source, με διαφανείς pipelines όπου κάθε στοιχείο προεπεξεργασίας (Hampel, Fourier, lags) είναι τεκμηριωμένο και αναπαραγώγιμο. Σε σύγκριση με τη βιβλιογραφία, όπου πολλές μελέτες δεν παρέχουν κώδικα ή δεδομένα καθιστώντας την επικύρωση αδύνατη, η παρούσα μελέτη ακολουθεί τις FAIR principles (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable).

1. Οικονομική Ανάλυση με Μετρημένες Εξοικονομήσεις

Η τέταρτη συνεισφορά αφορά την οικονομική ανάλυση με μετρημένες εξοικονομήσεις, καθώς αυτή είναι η πρώτη μελέτη που συνδέει ML προβλέψεις με μετρημένες οικονομικές εξοικονομήσεις (€72/έτος συντηρητικά), χρησιμοποιώντας walk-forward validation για οικονομική ανάλυση μέσω χρονικών παραθύρων για ρεαλιστικές εκτιμήσεις. Σε σύγκριση με τη βιβλιογραφία, όπου οι περισσότερες μελέτες αναφέρουν μόνο θεωρητικές εξοικονομήσεις βασισμένες σε wMAPE και όχι μετρημένες οικονομίες, η παρούσα μελέτη παρέχει ρεαλιστικές, υπερασπίσιμες εκτιμήσεις για ROI.

### **Αναδεικνύοντας το Χάσμα: Benchmarks vs Πραγματικότητα**

Ένα από τα σημαντικότερα ευρήματα της μελέτης είναι το χάσμα μεταξύ benchmark και πραγματικής απόδοσης. Στα benchmarks, τα PatchTST και N-HiTS αποτελούν state-of-the-art σε ETTh1 και Weather datasets, με τα transformers να υπερέχουν των Linear/Tree-based μοντέλων. Ωστόσο, στην πραγματική απόδοση, τα PatchTST και N-HiTS επιτυγχάνουν μόλις 0-12,4% επιτυχία σε πραγματικά IoT συστήματα, με τα transformers να υστερούν κατά 20-70 percentage points από τα Ridge/LightGBM. Το χάσμα αυτό οφείλεται σε τρεις κύριους παράγοντες: την ποιότητα δεδομένων (benchmarks με <1% missing έναντι πραγματικότητας με 5-14% missing), το μέγεθος dataset (benchmarks με >50K samples έναντι πραγματικότητας με <2.3M θορυβώδη samples), και την πολυπλοκότητα (benchmarks με απλά patterns έναντι πραγματικότητας με sensor spikes και aggregation noise). Το συμπέρασμα είναι ότι η κοινότητα χρειάζεται περισσότερα realistic benchmarks για να αξιολογήσει αλγορίθμους σε πραγματικές συνθήκες.

## **Περιορισμοί και Μελλοντικές Κατευθύνσεις**

* + 1. **Περιορισμοί της Μελέτης**

**Χρονικοί και Γεωγραφικοί Περιορισμοί**

Οι χρονικοί και γεωγραφικοί περιορισμοί αφορούν το γεγονός ότι το χρονικό παράθυρο των 9,5 μηνών δεδομένων (Φεβρουάριος–Νοέμβριος 2023) δεν καλύπτει πλήρη ετήσιο κύκλο, η έλλειψη δεδομένων από Δεκέμβριο-Ιανουάριο περιορίζει την ανάλυση εποχικότητας, και η μελέτη σε ένα μόνο κτίριο (Καστοριά, Ελλάδα) περιορίζει τη γενικευσιμότητα. Η επίπτωση αυτών των περιορισμών είναι ότι τα μοντέλα δεν αξιολογήθηκαν σε ακραία χειμερινά events (χιόνι, παγετός, χαμηλές θερμοκρασίες), και τα αποτελέσματα μπορεί να μην γενικεύουν σε διαφορετικά κλίματα (τροπικά, αρκτικά, ερημικά).

**Μοντελοποίηση και Μεθοδολογικοί Περιορισμοί**

Οι μοντελοποίηση και μεθοδολογικοί περιορισμοί αφορούν το γεγονός ότι πραγματοποιήθηκε univariate forecasting χωρίς να ενσωματωθούν εξωγενείς μεταβλητές (θερμοκρασία, υγρασία, occupancy), όλα τα πειράματα εκτελέστηκαν offline χωρίς real-time deployment ή edge evaluation, και δεν πραγματοποιήθηκε πλήρης ablation study για κάθε στοιχείο preprocessing. Η επίπτωση είναι ότι η ακρίβεια θα μπορούσε να βελτιωθεί κατά 5-15% με εξωγενείς μεταβλητές, και δεν αξιολογήθηκαν latency, memory usage και real-time performance σε edge devices.

**Εστίαση σε Συγκεκριμένα Υποσυστήματα**

Η εστίαση σε συγκεκριμένα υποσυστήματα αποτελεί περιορισμό, καθώς η μελέτη καλύπτει 5 συστήματα εκτός HVAC (θέρμανση, εξαερισμός, κλιματισμός) και τα συστήματα αντιπροσωπεύουν μόνο ~€600/έτος κατανάλωση, που αποτελεί μικρή συνολική επίπτωση. Η επίπτωση είναι ότι τα HVAC συνήθως αποτελούν 40-60% της συνολικής κατανάλωσης και η εξαίρεσή τους περιορίζει το δυναμικό αντίκτυπο, ενώ η οικονομική εξοικονόμηση (€72/έτος) είναι μικρή αλλά ρεαλιστική για proof-of-concept.

**Τεχνολογικοί Περιορισμοί**

Οι τεχνολογικοί περιορισμοί αφορούν τη χρήση Z-Wave sensors που είναι αισθητήρες χαμηλού κόστους με 5-14% missing data και sensor spikes, καθώς και το 5-min sampling που μπορεί να μην είναι βέλτιστο για όλα τα συστήματα (π.χ. servers μπορεί να χρειάζονται 1-min sampling). Η επίπτωση είναι ότι τα αποτελέσματα αντιπροσωπεύουν low-cost IoT deployments και όχι industrial-grade εξοπλισμό, ενώ αισθητήρες υψηλότερης ποιότητας θα μπορούσαν να βελτιώσουν την ακρίβεια.

### **Μελλοντικές Κατευθύνσεις Έρευνας**

Με βάση τους περιορισμούς και τα ευρήματα, προτείνονται οι ακόλουθες προτεραιότητες για μελλοντική έρευνα:

**Πολυετείς και Πολυτοπικές Μελέτες**

**Στόχος:** Επέκταση σε μεγαλύτερο χρονικό βάθος και διαφορετικές τοποθεσίες.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για πολυετείς και πολυτοπικές μελέτες περιλαμβάνουν τη συλλογή δεδομένων >2 ετών για ανάλυση εποχικότητας και ακραίων events ως πλήρη ετήσιο κύκλο, την ανάπτυξη σε 5-10 κτίρια διαφορετικών κλιματικών ζωνών (Βόρεια Ευρώπη, Μεσόγειος, Κεντρική Ευρώπη) ως multi-site deployment, και την επέκταση σε οικιστικά, εμπορικά και βιομηχανικά κτίρια ως diverse building types. Το αναμενόμενο όφελος αφορά την επαλήθευση της γενικευσιμότητας των ευρημάτων και την ανάλυση της επίδρασης του κλίματος και του τύπου κτιρίου στην επιλογή αλγορίθμου.

**Multivariate και Context-Aware Μοντέλα**

**Στόχος:** Ενσωμάτωση εξωγενών μεταβλητών για βελτίωση ακρίβειας.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για multivariate και context-aware μοντέλα περιλαμβάνουν την ενσωμάτωση weather data (θερμοκρασία, υγρασία, ηλιοφάνεια, άνεμος) από APIs όπως OpenWeather και NOAA, τη χρήση occupancy data μέσω PIR sensors, CO₂ sensors ή WiFi analytics για occupancy detection, και την προσθήκη calendar features όπως αργίες, events, διακοπές και ώρες λειτουργίας. Το αναμενόμενο όφελος αφορά βελτίωση του wMAPE κατά 5-15% ιδίως για μεσοπρόθεσμους ορίζοντες, και καλύτερη μοντελοποίηση occupancy-driven loads.

**Real-Time Deployment και Edge Computing**

**Στόχος:** Αξιολόγηση μοντέλων σε πραγματικό χρόνο και edge devices.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για real-time deployment και edge computing περιλαμβάνουν την υλοποίηση Ridge/LightGBM σε Raspberry Pi 4 για μέτρηση latency και memory usage, την εφαρμογή model compression μέσω pruning, quantization και knowledge distillation για μείωση μεγέθους μοντέλων, και το online learning με incremental training μέσω mini-batches για προσαρμογή σε concept drift. Το αναμενόμενο όφελος αφορά την επικύρωση της real-world viability των μοντέλων και την επίτευξη οικονομικής βιωσιμότητας με χαμηλού κόστους hardware.

**Ablation Studies για Preprocessing**

**Στόχος:** Ποσοτικοποίηση συνεισφοράς κάθε στοιχείου preprocessing.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για ablation studies του preprocessing περιλαμβάνουν systematic ablation με αφαίρεση ενός-ενός στοιχείου (Hampel, Quantile clipping, Fourier, lags) και μέτρηση επίδρασης, feature importance analysis με SHAP values για κάθε feature category, και ανακάλυψη optimal preprocessing policy ανά τύπο φορτίου. Το αναμενόμενο όφελος αφορά την ακριβή ποσοτικοποίηση της επίδρασης του preprocessing και τη δημιουργία οδηγού για practitioners σχετικά με το ποια preprocessing πρέπει να εφαρμόσουν.

**Domain Adaptation για Deep Learning**

**Στόχος:** Βελτίωση των transformers για IoT time series.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για domain adaptation των transformers σε IoT time series περιλαμβάνουν pre-training μέσω transfer learning από μεγάλα corpus (π.χ. CU-BEMS [58], REFIT [57]) και fine-tuning σε μικρά datasets, architectural modifications για robust attention που αγνοεί θόρυβο (π.χ. adversarial training, dropout στο attention), και ανάπτυξη hybrid models που συνδυάζουν transformers με convolutional layers ή tree-based features. Το αναμενόμενο όφελος αφορά τη γεφύρωση του χάσματος μεταξύ benchmark και πραγματικής απόδοσης, και την ανακάλυψη συνθηκών όπου τα transformers μπορούν να υπερέχουν.

**Ολοκληρωμένη Ανάλυση HVAC Συστημάτων**

**Στόχος:** Επέκταση σε συστήματα HVAC που αποτελούν το 40-60% της κατανάλωσης.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για ολοκληρωμένη ανάλυση HVAC συστημάτων περιλαμβάνουν HVAC monitoring μέσω εγκατάστασης αισθητήρων σε HVAC units (θέρμανση, cooling, ventilation), την ενσωμάτωση thermal models που συνδυάζουν φυσικά μοντέλα (θερμική αδράνεια, insulation) με ML, και occupancy integration που συνδέει HVAC forecasting με occupancy predictions. Το αναμενόμενο όφελος αφορά μεγάλες απόλυτες εξοικονομήσεις της τάξης των €500-2000/έτος ανά κτίριο, και βελτιωμένη άνεση μέσω proactive HVAC control.

**Federated Learning και Privacy-Preserving Techniques**

**Στόχος:** Κλιμάκωση σε πολλαπλά κτίρια με διατήρηση ιδιωτικότητας.

Οι συγκεκριμένες δράσεις για federated learning και privacy-preserving techniques περιλαμβάνουν την εκπαίδευση μοντέλων σε πολλαπλά κτίρια χωρίς κοινοποίηση δεδομένων μέσω federated learning [40], την προσθήκη noise για προστασία ευαίσθητων δεδομένων μέσω differential privacy, και το fine-tuning μοντέλων από ένα κτίριο σε άλλα μέσω transfer learning. Το αναμενόμενο όφελος αφορά βελτιωμένη γενικευσιμότητα μέσω multi-building training και συμμόρφωση με GDPR και άλλες privacy regulations.

## **Σύνοψη Κεφαλαίου**

Το παρόν κεφάλαιο παρείχε μια ολοκληρωμένη συζήτηση των πειραματικών αποτελεσμάτων, συνδέοντας τα ευρήματα με τα ερευνητικά ερωτήματα, την ευρύτερη βιβλιογραφία, και τις πρακτικές επιπτώσεις για την επιστημονική κοινότητα και τη βιομηχανία.

Τα βασικά συμπεράσματα του κεφαλαίου αφορούν τέσσερεις κεντρικές θεματικές ενότητες. Πρώτον, όσον αφορά τις απαντήσεις στα ερευνητικά ερωτήματα (5.1), τα γραμμικά κανονικοποιημένα μοντέλα (Ridge/ElasticNet) και τα tree-based ensemble (LightGBM/XGBoost/CatBoost) αποτελούν τις βέλτιστες επιλογές για θορυβώδη IoT δεδομένα, ο τύπος φορτίου είναι κρίσιμος για την επιλογή αλγορίθμου (Σταθερό→Ridge, Περιοδικό→k-NN, Occupancy→LightGBM), και τα transformers απέτυχαν συστηματικά (0-12,4% επιτυχία) σε πραγματικά IoT περιβάλλοντα. Δεύτερον, η ερμηνεία των ευρημάτων (5.2) δείχνει ότι τα γραμμικά μοντέλα υπερτερούν λόγω αποτελεσματικής κανονικοποίησης, ανθεκτικότητας σε ελλιπή δεδομένα και computational efficiency, τα transformers αποτυγχάνουν λόγω data hunger, sensitivity to noise, architectural mismatch και overfitting, και οι πρακτικές επιπτώσεις για τη βιομηχανία περιλαμβάνουν την αρχή "Simpler is Better", Context-Aware Selection και την αποφυγή των Transformers για Small-Scale IoT. Τρίτον, η σύγκριση με τη βιβλιογραφία (5.3) δείχνει ότι τα ευρήματα συγκλίνουν με πρόσφατες μελέτες (Roy et al., Ardabili et al., Zeng et al.) που αμφισβητούν την υπεροχή των transformers, η μοναδική συμβολή περιλαμβάνει πραγματικά θορυβώδη IoT δεδομένα, Context-Aware Framework, πλήρως αναπαραγώγιμα pipelines και μετρημένες οικονομικές εξοικονομήσεις, και αναδεικνύεται το χάσμα μεταξύ benchmark και πραγματικής απόδοσης. Τέταρτον, οι περιορισμοί και μελλοντικές κατευθύνσεις (5.4) αναγνωρίζονται με επιστημονική ειλικρίνεια (9,5 μήνες δεδομένα, univariate, χωρίς HVAC, offline evaluation), και προτείνονται 7 συγκεκριμένες κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα: πολυετείς μελέτες, multivariate μοντέλα, edge deployment, ablation studies, domain adaptation, HVAC ανάλυση και federated learning.

Το κεφάλαιο καταδεικνύει ότι η επιτυχημένη εφαρμογή μηχανικής μάθησης στη διαχείριση ενέργειας έξυπνων κτιρίων απαιτεί ισορροπία μεταξύ πολυπλοκότητας μοντέλου, ποιότητας δεδομένων, και πρακτικών περιορισμών. Η παρούσα εργασία παρέχει ένα στέρεο θεμέλιο για μελλοντική έρευνα και πρακτική εφαρμογή, ενώ αναδεικνύει την ανάγκη για ρεαλιστική επικύρωση και διαφάνεια στην επιστημονική κοινότητα.

.

# Συμπεράσματα

Η ταχεία εξάπλωση του Internet of Things (IoT) και η ενσωμάτωσή του στη διαχείριση ενέργειας των έξυπνων κτιρίων έχουν δημιουργήσει νέες απαιτήσεις για αξιόπιστη και ερμηνεύσιμη πρόβλεψη κατανάλωσης. Η παρούσα διατριβή τοποθετείται μέσα σε αυτή τη μετάβαση, εξετάζοντας εμπειρικά πώς διαφορετικοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης αποδίδουν σε ετερογενή, θορυβώδη περιβάλλοντα πραγματικών εγκαταστάσεων IoT.

Ο στόχος δεν ήταν να “αποδείξει” ποιο μοντέλο είναι καλύτερο, αλλά να αποτιμήσει μεθοδικά τη συμπεριφορά τους κάτω από ρεαλιστικούς περιορισμούς. Σε αυτό το πλαίσιο, η διατριβή συμβάλλει στην κατανόηση των πραγματικών ορίων και ευκαιριών που συναντούν τα συστήματα πρόβλεψης ενέργειας όταν μεταβαίνουν από ερευνητικά εργαστήρια σε λειτουργικά κτίρια.

Κύρια Ευρήματα

Αποκατάσταση της αξίας των γραμμικών μοντέλων  
Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι σε δεδομένα αισθητήρων με θόρυβο και ασυνέχειες, τα απλά κανονικοποιημένα γραμμικά μοντέλα (Ridge, ElasticNet) διατηρούν αξιόπιστη συμπεριφορά και σταθερή απόδοση. Η ευρωστία τους, σε συνδυασμό με την ερμηνευσιμότητα, τα καθιστά χρήσιμα εργαλεία αναφοράς σε πραγματικά IoT περιβάλλοντα, ακόμη και όταν πιο σύνθετες deep αρχιτεκτονικές αποτυγχάνουν να γενικεύσουν.

Επιβεβαίωση του “No Free Lunch”  
Δεν υπάρχει καθολικά υπερέχον μοντέλο: η αποτελεσματικότητα εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά του φορτίου, τη χρονική δυναμική και την πληρότητα των δεδομένων. Αυτή η παρατήρηση ενθαρρύνει μια πιο προσαρμοστική, context-aware επιλογή αλγορίθμων αντί για την τυφλή εφαρμογή των “state-of-the-art”.

Πλαίσιο επιλογής μοντέλων  
Η εργασία διαμορφώνει ένα πρακτικό αλλά όχι δεσμευτικό πλαίσιο που συνδέει τον τύπο και την ποιότητα των δεδομένων με τις κατάλληλες κατηγορίες μοντέλων. Δεν προτείνει έτοιμες λύσεις για επαγγελματίες, αλλά δίνει κατευθύνσεις για μελλοντικές υλοποιήσεις που θα βασίζονται στη μεθοδολογία αυτή.

Αναπαραγωγιμότητα και διαφάνεια  
Η διάθεση ανοιχτού κώδικα και pipelines αυξάνει την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων και ενθαρρύνει τη συνέχιση της έρευνας από άλλες ομάδες, στοιχείο που παραμένει σπάνιο σε πειράματα με πραγματικά IoT δεδομένα.

Συνολική Συμβολή

Η διατριβή γεφυρώνει τη θεωρητική και τη ρεαλιστική πλευρά της μηχανικής μάθησης σε ενεργειακά συστήματα κτιρίων. Εισάγει αυστηρές πρακτικές επικύρωσης (walk-forward), αξιολογεί διαφορετικές αρχιτεκτονικές σε κοινό πλαίσιο και τεκμηριώνει τη σημασία της ερμηνευσιμότητας και της διαφάνειας έναντι της πολυπλοκότητας.

Αντί να επιδιώκει “υπεροχή” ενός μοντέλου, προτείνει έναν τρόπο να σκεφτόμαστε και να δοκιμάζουμε μοντέλα υπό ρεαλιστικές συνθήκες.

Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Η μελλοντική έρευνα μπορεί να επεκτείνει τη μεθοδολογία της παρούσας διατριβής προς τέσσερις κύριες κατευθύνσεις:

1. Υβριδικά μοντέλα μάθησης (Hybrid ML)  
   Ο συνδυασμός φυσικών μοντέλων κτιρίων (π.χ. θερμοδυναμικών εξισώσεων) με data-driven μεθόδους μηχανικής μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε συστήματα με καλύτερη σταθερότητα και μικρότερη ανάγκη για συνεχή επαναεκπαίδευση. Ένα τέτοιο “grey-box” μοντέλο θα επιτρέπει στον αλγόριθμο να μαθαίνει όχι μόνο από δεδομένα, αλλά και από τη φυσική συμπεριφορά του κτιρίου — ένα κρίσιμο βήμα για εφαρμογές μεγάλης κλίμακας.
2. Ενσωμάτωση πολυτροπικών δεδομένων  
   Η ενεργειακή πρόβλεψη μπορεί να ενισχυθεί σημαντικά με τη σύζευξη δεδομένων κατανάλωσης με άλλες πηγές, όπως θερμοκρασία, πληρότητα, φωτεινότητα, υγρασία και περιβαλλοντικές μεταβλητές. Η ανάλυση πολλών τύπων δεδομένων (multimodal learning) μπορεί να αποκαλύψει σχέσεις που δεν είναι ορατές όταν κάθε μέτρηση αντιμετωπίζεται απομονωμένα. Ένα τέτοιο σύστημα θα μπορούσε να εκτιμά όχι μόνο την κατανάλωση ενέργειας, αλλά και τη θερμική άνεση ή την περιβαλλοντική ποιότητα, παρέχοντας πιο “ολιστικές” προβλέψεις.
3. Ενοποίηση LLM και RAG για ανάλυση ενεργειακών δεδομένων  
   Η επόμενη φάση στην εξέλιξη των BEMS (Building Energy Management Systems) μπορεί να περιλαμβάνει τη χρήση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (LLMs) συνδεδεμένων με βάσεις δεδομένων μέσω Retrieval-Augmented Generation (RAG). Τα συστήματα αυτά θα μπορούν να αναζητούν, να συσχετίζουν και να εξηγούν πληροφορίες από ετερογενείς πηγές: μετρήσεις αισθητήρων, τεχνικά εγχειρίδια, ιστορικά logs και καταγραφές βλαβών.  
   Ένα τέτοιο “διαλογικό ενεργειακό σύστημα” θα μπορούσε να απαντά σε φυσική γλώσσα σε ερωτήματα όπως: «Γιατί το UPS κατανάλωσε 30% περισσότερη ενέργεια αυτή την εβδομάδα;» ή «Ποιες συνθήκες ευνόησαν τη μείωση φορτίου στον αισθητήρα Node-016;». Έτσι, η τεχνητή νοημοσύνη θα μετατρέπεται από εργαλείο ανάλυσης σε σύστημα ενεργειακού συλλογισμού.
4. Edge και Continual Learning  
   Ένα κρίσιμο βήμα για την πρακτική ωρίμανση τέτοιων συστημάτων είναι η μεταφορά της νοημοσύνης πλησιέστερα στις συσκευές. Η ανάπτυξη ελαφρών, αποδοτικών μοντέλων που μπορούν να εκτελούνται σε συσκευές edge — όπως Raspberry Pi, gateways ή ακόμη και αισθητήρες Z-Wave — θα μειώσει την εξάρτηση από κεντρική υπολογιστική ισχύ και δικτυακή συνδεσιμότητα.  
   Η εφαρμογή continual learning (συνεχούς μάθησης) σε αυτά τα μοντέλα θα επιτρέψει την προσαρμογή τους σε εποχικές ή λειτουργικές αλλαγές (concept drift), χωρίς πλήρη επανεκπαίδευση. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο εγκατεστημένο σε ένα εργαστήριο θα μπορεί να “καταλαβαίνει” ότι οι συνθήκες το καλοκαίρι διαφέρουν από τον χειμώνα και να προσαρμόζει τις παραμέτρους του αυτόματα.  
   Μακροπρόθεσμα, τέτοια αυτόνομα συστήματα μάθησης μπορούν να δημιουργήσουν ένα δίκτυο “ζωντανών” κόμβων που ανταλλάσσουν εμπειρία — όπου κάθε κτίριο ή υποσύστημα μαθαίνει τόσο από τη δική του συμπεριφορά όσο και από τα δεδομένα άλλων. Αυτή η κατεύθυνση οδηγεί στη δημιουργία συλλογικής νοημοσύνης για ενεργειακή βελτιστοποίηση, με ελάχιστο κόστος υποδομής και υψηλή επεκτασιμότητα.

**Τελικές Σκέψεις**

Η μηχανική μάθηση σε έξυπνα κτίρια δεν χρειάζεται απαραίτητα “βαθιά” μοντέλα για να είναι χρήσιμη — χρειάζεται σωστή επιλογή, καθαρά δεδομένα και ρεαλιστική αξιολόγηση. Το μέλλον βρίσκεται στην ενοποίηση των τεχνικών ML με πρακτικές βιωσιμότητας και διαφάνειας, όχι απλώς στην αύξηση της πολυπλοκότητας.

Η διατριβή αυτή ελπίζει να συμβάλει σε εκείνη τη στροφή: από τη θεωρητική επίδειξη ισχύος προς την πραγματική χρησιμότητα.

# Αναφορές

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | E. Barbierato και A. Gatti, «The Challenges of Machine Learning A Critical Review,» *Electronics,* τόμ. 3, αρ. 2, pp. 1-30, 2024. |
| [2] | M. M. Forootan, I. Larki, R. Zahedi και A. Ahmadi, «Machine Learning and Deep Learning in Energy Systems: A Review,» *Sustainability,* τόμ. 14, αρ. 8, p. 4832, 2022. |
| [3] | F. Villano, G. M. Mauro και A. Pedace, «A Review on Machine/Deep Learning Techniques Applied to Building Energy Simulation, Optimization and Management,» *Thermo,* τόμ. 4, αρ. 1, pp. 100-139, 2024. |
| [4] | IBM, «What is machine learning?,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning. [Πρόσβαση 14 Σεπ . 2025]. |
| [5] | B. Marr, «A Short History of Machine Learning – Every Manager Should Read,» Bernard Marr & Co., [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.bernardmarr.com/a-short-history-of-machine-learning-every-manager-should-read/. [Πρόσβαση 14 Σεπ . 2025]. |
| [6] | R. S. Sutton και A. G. Barto, Reinforcement Learning: An Introduction, Cambridge, MA: A Bradford Book, 2018. |
| [7] | EIT Health, «Machine learning in healthcare: Uses, benefits and pioneers in the field,» 18 Σεπ . 2024. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://eithealth.eu/news-article/machine-learning-in-healthcare-uses-benefits-and-pioneers-in-the-field. [Πρόσβαση 15 Σεπ . 2025]. |
| [8] | Y. Telles, «Machine learning in fintech and why it matters,» 31 Ιαν . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://ventionteams.com/blog/machine-learning-fintech. [Πρόσβαση 15 Σεπ . 2025]. |
| [9] | J. Ji, H. Yu, X. Wang και X. Xu, «Machine learning application in building energy consumption prediction: A comprehensive review,» *Journal of Building Engineering,* τόμ. 104, p. 112295, 2025. |
| [10] | A. Hussien, W. Khan, A. Hussain, P. Liatsis, A. Al-Shammaa και D. Al-Jumeily, «Predicting energy performances of buildings’ envelope wall materials via the random forest algorithm,» *Journal of Building Engineering,* τόμ. 69, p. 106263, 2023. |
| [11] | Y. Wei, X. Zhang, Y. Shi, L. Xia, S. Pan, J. Wu, M. Han και X. Zhao, «A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews,* τόμ. 82, pp. 1027-1047, 2018. |
| 12 | ExergenicsThe Role of Machine Learning in Energy Efficiency and Cost ReductionAvailable:https://exergenics.com/resources/machine-learning-for-energy-efficiency-and-cost-reduction15Σεπ .2025 |
| [13] | A. Saxena, «The History of Machine Learning,» 22 Οκτ . 2024. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.appliedaicourse.com/blog/history-of-machine-learning. [Πρόσβαση 15 Σεπ . 2025]. |
| [14] | D. Rolnick, «Tackling Climate Change with Machine Learning,» *ACM Computing Surveys (CSUR),* τόμ. 55, αρ. 2, pp. 1-96, 2022. |
| [15] | X. He, K. Zhao και X. Chu, «AutoML: A survey of the state-of-the-art,» *Knowledge-Based Systems,* τόμ. 212, p. 106622, 2021. |
| [16] | GeeksforGeeks, «What is Machine Learning Pipeline?,» 23 Ιουλ . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/blogs/machine-learning-pipeline. [Πρόσβαση 14 Οκτ . 2025]. |
| [17] | A. Adadi και M. Berrada, «Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI),» *IEEE Access,* τόμ. 6, pp. 52138-52160, 2018. |
| [18] | A. Géron, Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems, Sebastopol, CA: O'Reilly, 2019. |
| [19] | C. Huyen, Designing Machine Learning Systems, Sebastopol, CA: Designing Machine Learning Systems, 2022. |
| [20] | Z. Chen και B. Liu, Lifelong Machine Learning, Cham, Switzerland : Springer, 2018. |
| [21] | A. Hussien, A. Maksoud, A. Al-Dahhan, A. Abdeen και T. Baker, «Machine learning model for predicting long-term energy consumption in buildings,» *Discover Internet of Things,* τόμ. 5, p. 18, 2025. |
| [22] | L. Prokhorenkova, G. Gusev, A. Vorobev, A. V. Dorogush και A. Gulin, «CatBoost: unbiased boosting with categorical features,» σε *Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems* , Montréal, Canada, 2018. |
| [23] | R. Shwartz-Ziv και A. Armon, «Shwartz-Ziv, Ravid; Armon, Amitai,» *Information Fusion ,* τόμ. 81, pp. 84-90, 2022. |
| [24] | D. Mariano-Hernández, «Comparative study of continuous hourly energy consumption forecasting strategies with small data sets to support demand management decisions in buildings,» *Energy Science & Engineering ,* τόμ. 10, αρ. 12, pp. 4578-4593, 2022. |
| [25] | Python Software Foundation , «Welcome to Python.org,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.python.org . [Πρόσβαση 15 Σεπ . 2025]. |
| [26] | Y. Nie, N. N. Nguyen, P. Sinthong και J. Kalagnanam, «A Time Series is Worth 64 Words: Long-term Forecasting with Transformers,» arXiv , 2022. |
| [27] | A. Paszke, «PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library,» arXiv, 2019. |
| [28] | H. B. Patel, «Cloud Computing Deployment Models: A Comparative Study,» *International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology ,* τόμ. 9, αρ. 2, pp. 38-43, 2021. |
| [29] | R. Agrawal, «Know The Best Evaluation Metrics for Your Regression Model,» 19 Ιουν . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/know-the-best-evaluation-metrics-for-your-regression-model. [Πρόσβαση 15 Σεπ . 2025]. |
| [30] | M. Zaharia, «Accelerating the Machine Learning Lifecycle with MLflow,» *Bulletin of the IEEE Computer Society Technical Committee on Data Engineering ,* τόμ. 41, αρ. 4, pp. 8-16, 2018. |
| [31] | D. Chicco, M. J. Warrens και G. Jurman, «The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation,» *PeerJ Computer Science ,* τόμ. 7, p. e623, 2021. |
| [32] | R. J. Hyndman και A. B. Koehler, «Another look at measures of forecast accuracy,» *International Journal of Forecasting ,* τόμ. 22, αρ. 4, pp. 679-688, 2006. |
| [33] | R. J. Hyndman και G. Athanasopoulos, Forecasting: principles and practice, Melbourne: OTexts , 2021. |
| [34] | M. Jia, A. Komeily, Y. Wang και R. S. Srinivasan, «Adopting Internet of Things for the development of smart buildings: A review of enabling technologies and applications,» *Automation in Construction,* τόμ. 101, pp. 113-126, 2019. |
| [35] | B. Farahani, «Towards fog-driven IoT eHealth: Promises and challenges of IoT in medicine and healthcare,» *Future Generation Computer Systems ,* τόμ. 78, αρ. 7, pp. 96-114, 2017. |
| [36] | Transforma Insights, «Global IoT connections forecast to rise above 40 billion in 2034,» 10 Ιουν . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://transformainsights.com/news/global-iot-connections-forecast-above-40-billion-2034. [Πρόσβαση 12 Σεπ . 2025]. |
| [37] | C. Henke, «A Comprehensive Guide to IoT Protocols,» 3 Νοεμ . 2022. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.emnify.com/blog/guide-iot-protocols . [Πρόσβαση 13 Σεπ . 2025]. |
| [38] | S. M. Shabber, M. Bansal, P. M. Devi και P. Jain, «iHAS: An Intelligent Home Automation Based System for Smart City,» σε *2021 IEEE International Symposium on Smart Electronic Systems (iSES)* , Jaipur, India , 2021. |
| 39 | LAIIERSmart Buildings: The 6 Technologies You Need to Know About5Ιουλ .2022Available:https://blog.laiier.io/smart-buildings-the-6-technologies-you-need-to-know-about10Σεπ .2025 |
| [40] | A. Ghosh, D. J. Edwards και M. R. Hosseini, «Patterns and trends in Internet of Things (IoT) research: future applications in the construction industry,» *Engineering, Construction and Architectural Management ,* τόμ. 28, αρ. 2, pp. 457-481, 2020. |
| [41] | J. Gubbi, R. Buyya, S. Marusic και M. Palaniswami, «Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions,» *Future Generation Computer Systems,* τόμ. 29, αρ. 7, pp. 1645-1660, 2013. |
| [42] | O. Avatefipour και F. Sadry, «Traffic Management System Using IoT Technology - A Comparative Review,» σε *2018 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT)* , Rochester, MI, USA , 2018. |
| [43] | K. Sunny, A. Sheikh, S. Wagh και N. M. Singh, «Prediction and Classification of Temperature Data in Smart Building using Dynamic Mode Decomposition,» σε *2020 28th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)* , Saint-Raphaël, France , 2020. |
| [44] | J. Graham, «Graham, Jessica,» 29 Οκτ . 2024. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.planradar.com/au/advantages-iot-sensors-building-management. [Πρόσβαση 14 Σεπ . 2025]. |
| [45] | H. Farkash, M. El Zuway, H. A. Mohammed και A. Agaal, «Machine learning methods for medium-term load forecasting Study on the North Benghazi stations of the General Electricity Company in eastern Libya,» *International Science and Technology Journal ,* τόμ. 35, αρ. 1, pp. 1-11, 2024. |
| [46] | K. Ullah, M. Ahsan, S. M. Hasanat, M. Haris, H. Yousaf και S. F. Raza, «Short-Term Load Forecasting: A Comprehensive Review and Simulation Study With CNN-LSTM Hybrids Approach,» *IEEE Access ,* τόμ. 12, pp. 111858-111881, 2024. |
| [47] | T.-G. Kim, S.-G. Yoon και K.-B. Song, «Very Short-Term Load Forecasting Model for Large Power System Using GRU-Attention Algorithm,» *Energies,* τόμ. 18, αρ. 13, p. 3229, 20225. |
| [48] | Pushpa και S. Indora, «An optimized quad-ensemble short term load forecasting (STLF) method for electricity usage prediction using deep learning,» *International Journal of Information Technology ,* τόμ. 16, pp. 2115-2122, 2024. |
| [49] | N. K. Sharma και B. Patnaik, «Long-Term Load Forecasting: A Systematic Review with Focus on Microgrid Application,» σε *2024 Third International Conference on Power, Control and Computing Technologies (ICPC2T)* , Raipur, India , 2024. |
| [50] | H. Hou, «Review of load forecasting based on artificial intelligence methodologies, models, and challenges,» *Electric Power Systems Research ,* τόμ. 210, p. 108067, 2022. |
| [51] | R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani και M. Severini, «Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive Factorial Hidden Markov Models,» *Applied Energy ,* τόμ. 208, pp. 1590-1607, 2017. |
| [52] | F. Divina, M. G. Torres, F. A. G. Vela και J. L. V. Noguera, «A Comparative Study of Time Series Forecasting Methods for Short Term Electric Energy Consumption Prediction in Smart Buildings,» *Energies ,* τόμ. 12, αρ. 10, p. 1934, 2019. |
| [53] | S. Ardabili, L. Abdolalizadeh, C. Makó, B. Torok και Q. Al-Tashi, «Systematic Review of Deep Learning and Machine Learning for Building Energy,» *Frontiers in Energy Research ,* τόμ. 18, p. 786027, 2022. |
| [54] | GeeksforGeeks , «SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average),» 22 . Αυγ . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/sarima-seasonal-autoregressive-integrated-moving-average. [Πρόσβαση 10 Οκτ . 2025]. |
| [55] | H. Ashtari, «XGBoost vs. Random Forest vs. Gradient Boosting: Key Differences,» 21 Φεβ . 2024. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.spiceworks.com/tech/artificial-intelligence/articles/xgboost-vs-random-forest-vs-gradient-boosting. [Πρόσβαση 9 Σεπ . 2025]. |
| [56] | fatima.tahir, «Deep Learning Models: CNN, RNN and Transformers,» 27 Σεπ . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://medium.com/@fatima.tahir511/deep-learning-models-e0749f2b02b0 . [Πρόσβαση 07 Οκτ . 2025]. |
| [57] | D. Murray, L. Stankovic και V. Stankovic, «An electrical load measurements dataset of United Kingdom households from a two-year longitudinal study,» *Scientific Data ,* τόμ. 4, p. 160122, 2017. |
| [58] | M. Pipattanasomporn, «CU-BEMS, smart building electricity consumption and indoor environmental sensor datasets,» *Scientific Data ,* τόμ. 7, p. 241, 2020. |
| [59] | Z. Allal, H. N. Noura, O. Salman και K. Chahine, «Power consumption prediction in warehouses using variational autoencoders and tree-based regression models,» *Energy and Built Environment ,* 2024. |
| [60] | H. Kim, S. Dorjchoo, H. Park και S. Lee, «Personalized Federated Transfer Learning for Building Energy Forecasting via Model Ensemble with Multi-Level Masking in Heterogeneous Sensing Environment,» *Electronics ,* τόμ. 14, αρ. 9, p. 1790, 2025. |
| [61] | M. Ribeiro, K. Grolinger, H. F. ElYamany, W. A. Higashino και M. A. Capretz, «Transfer learning with seasonal and trend adjustment for cross-building energy forecasting,» *Energy and Buildings,* τόμ. 165, pp. 173-185, 2018. |
| [62] | S. Jung, J. Moon, S. Park και E. Hwang, «An Attention-Based Multilayer GRU Model for Multistep-Ahead Short-Term Load Forecasting,» *Sensors ,* τόμ. 21, αρ. 5, p. 1639, 2021. |
| [63] | A. M. N. C. Ribeiro, P. R. X. do Carmo, P. T. Endo, P. Rosati και T. Lynn, «Short- and Very Short-Term Firm-Level Load Forecasting for Warehouses: A Comparison of Machine Learning and Deep Learning Models,» *Energies ,* τόμ. 15, αρ. 3, p. 750, 2022. |
| [64] | S. B. Taieb, G. Bontempi, A. F. Atiya και A. Sorjamaa, «A review and comparison of strategies for multi-step ahead time series forecasting based on the NN5 forecasting competition,» *Expert Systems with Applications ,* τόμ. 39, αρ. 8, pp. 7067-7083, 2012. |
| [65] | S. Raschka, «Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning,» arXiv, 2018. |
| [66] | M. Roy, V. Pylypov και Y. Hu, «IISE PG&E Energy Analytics Challenge 2025: Hourly-Binned Regression Models Beat Transformers in Load Forecasting,» arXiv , 2025. |
| [67] | K. Misiurek, T. Olkuski και J. Zyk, «Review of Methods and Models for Forecasting Electricity Consumption,» *Energies,* τόμ. 18, αρ. 15, p. 4032, 2025. |
| [68] | G. Antonesi, T. Cioara, I. Anghel, V. Michalakopoulos, E. Sarmas και L. Toderean, «A systematic review of transformers and large language models in the energy sector: towards agentic digital twins,» *Applied Energy ,* τόμ. 401, p. 126678, 2025. |
| [69] | J. Ma, J. C. Cheng, F. Jiang, W. Chen, M. Wang και C. Zhai, «A bi-directional missing data imputation scheme based on LSTM and transfer learning for building energy data,» *Energy and Buildings ,* τόμ. 326, p. 109941, 2020. |
| [70] | Y. Wang, X. Xu, L. Hu, J. Fan και M. Han, «A time series continuous missing values imputation method based on generative adversarial networks,» *Knowledge-Based Systems ,* τόμ. 283, p. 111215, 2024. |
| [71] | Z. Wang και T. Hong, «Generating realistic building electrical load profiles through the Generative Adversarial Network (GAN),» *Energy and Buildings ,* τόμ. 226, p. 110299, 2020. |
| [72] | P. J. Pereira, N. Costa, P. Mestre και P. Cortez, «A Benchmark of Automated Multivariate Time Series Forecasting Tools for Smart Cities,» σε *Progress in Artificial Intelligence* , Cham, Switzerland , Springer, 2024, pp. 139-150 . |
| [73] | Y. Wang, Q. Chen, T. Hong και C. Kang, «Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges,» *IEEE Transactions on Smart Grid ,* τόμ. 10, αρ. 3, pp. 3125-3148, 2019. |
| [74] | A. Zeng, M. Chen, L. Zhang και Q. Xu, «Are transformers effective for time series forecasting?,» σε *Proceedings of the Thirty-Seventh AAAI Conference on Artificial Intelligence* , Washington, DC, USA , 2023. |
| [75] | C. Castellaw, «Reactive vs. Proactive Maintenance: Optimize Your Time and Budget,» 8 Αυγ . 2025. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://llumin.com/reactive-vs-proactive-maintenance-optimize-your-time-and-budget/ . [Πρόσβαση 10 Σεπ . 2025]. |

# Παράρτημα Κώδικα

Το παρόν παράρτημα παρουσιάζει τα βασικά αρχεία κώδικα που αναπτύχθηκαν για την υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας. Ο πλήρης κώδικας είναι διαθέσιμος σε αποθετήριο GitLab με πλήρη τεκμηρίωση και οδηγίες εκτέλεσης.

**A.1 Δομή Έργου**

Η αρχιτεκτονική του project οργανώνεται ως εξής:

ThesisML/

├── cleaning/ # Data preprocessing pipeline

│ └── clean\_energy\_dataset\_v3.py

├── analysis/ # ML evaluation and backtesting

│ ├── walkforward\_backtest.py

│ └── dual\_ai\_economic\_validation.py

├── common/ # Shared utilities

│ ├── extra\_models\_and\_metrics.py

│ └── features.py

├── interactive\_watts\_runner.py # Orchestration runner

├── watts\_experiments.yaml # Configuration file

└── results/ # Output directory

**A.2 Προεπεξεργασία Δεδομένων**

**A.2.1 Κεντρικό Script Καθαρισμού**

**Αρχείο:** cleaning/clean\_energy\_dataset\_v3.py

**Περιγραφή:** Αυτόματη προεπεξεργασία χρονοσειρών IoT με Hampel filtering, Fourier seasonality, και feature engineering.

**Κύριες Λειτουργίες:**

def apply\_hampel(df, value\_col, ts\_col, k=7, n\_sig=3.0, log\_path=None):

"""

Εφαρμογή Hampel filter για εντοπισμό και εξομάλυνση outliers.

Παράμετροι:

- df: pandas DataFrame με χρονοσειρά

- value\_col: όνομα στήλης με τιμές μέτρησης

- k: window size (default: 7)

- n\_sig: threshold σε MAD units (default: 3.0)

Επιστρέφει:

- Καθαρισμένο DataFrame, αριθμός outliers

"""

cleaned\_series, outliers = hampel\_filter\_with\_log(

df[value\_col], window\_size=k, n\_sigmas=n\_sig

)

df[value\_col] = cleaned\_series

if log\_path is not None and not outliers.empty:

outliers["timestamp"] = df.loc[outliers["index"], ts\_col].values

outliers.to\_csv(log\_path, index=False)

return df, len(outliers)

**Feature Engineering - Fourier Seasonality:**

def add\_fourier\_terms(df, period\_rows, K, label):

"""

Προσθήκη K ζευγών sin/cos όρων για seasonality modeling.

Παράμετροι:

- period\_rows: περίοδος σε αριθμό γραμμών

- K: πλήθος αρμονικών (1-5 συνήθως)

- label: "daily" ή "weekly"

Επιστρέφει DataFrame με νέες στήλες:

- fourier\_{label}\_sin1, fourier\_{label}\_cos1, ...,

fourier\_{label}\_sinK, fourier\_{label}\_cosK

"""

if period\_rows <= 0:

return df

t = np.arange(len(df))

for k in range(1, K+1):

ang = 2.0 \* np.pi \* k \* t / float(period\_rows)

df[f"fourier\_{label}\_sin{k}"] = np.sin(ang)

df[f"fourier\_{label}\_cos{k}"] = np.cos(ang)

return df

**Χρήση:**

python cleaning/clean\_energy\_dataset\_v3.py \

--input raw\_data.csv \

--output-dir workspace/cleaned/ \

--resample 300s \

--freq-s 300 \

--horizons 1 5 10 30 60 \

--hampel \

--hampel-window 25 \

--hampel-sigma 3 \

--daily-fourier-K 5 \

--weekly-fourier-K 1 \

--lags 1 5 10 30 60 120 288 2016 \

--clip-quantiles 0.01 0.99

**A.3 Walk-Forward Backtesting**

**A.3.1 Object-Oriented Backtesting Framework**

**Αρχείο:** analysis/walkforward\_backtest.py

**Περιγραφή:** Σύστημα walk-forward validation με υποστήριξη 12 αλγορίθμων ML και unified interface.

**Αρχιτεκτονική Κλάσεων:**

@dataclass

class BacktestConfig:

"""Centralized configuration management."""

clean\_csv: str

horizons: List[int] = None

n\_folds: int = 3

train\_ratio: float = 0.60

val\_ratio: float = 0.10

test\_ratio: float = 0.30

model: str = "lgbm"

output\_dir: str = "results/backtest"

**Model Factory Pattern:**

class ModelFactory:

"""Factory για δημιουργία ML models με unified interface."""

def create\_model(self, model\_name: str) -> BaseModelAdapter:

"""

Δημιουργία model instance με βάση το όνομα.

Υποστηριζόμενα models:

- Tree-based: lgbm, xgb, catboost, extratrees

- Linear: ridge, enet

- Specialized: knn, prophet, lstm, nhits, patchtst

- Probabilistic: ngboost, quantile\_lgbm

"""

if model\_name == "lgbm":

return LGBMModelAdapter(self.model\_params\_override)

elif model\_name == "ridge":

return ExtraModelAdapter("ridge", self.model\_params\_override)

# ... κλπ

else:

raise ValueError(f"Unsupported model: {model\_name}")

**Base Model Adapter:**

class BaseModelAdapter:

"""Βασική κλάση για όλους τους ML adapters."""

def fit(self, X\_train, y\_train, X\_val=None, y\_val=None):

"""Fit the model on training data."""

raise NotImplementedError

def predict(self, X):

"""Make predictions."""

raise NotImplementedError

**Παράδειγμα Adapter - LightGBM:**

class LGBMModelAdapter(BaseModelAdapter):

"""LightGBM Tweedie adapter για energy forecasting."""

def get\_default\_params(self):

return {

"n\_estimators": 1000,

"learning\_rate": 0.05,

"num\_leaves": 63,

"subsample": 0.8,

"colsample\_bytree": 0.8,

"objective": "tweedie",

"tweedie\_variance\_power": 1.2,

"random\_state": 42,

"n\_jobs": -1,

}

def fit(self, X\_train, y\_train, X\_val=None, y\_val=None):

params = self.get\_default\_params()

params.update(self.params\_override)

self.model = LGBMRegressor(\*\*params)

if X\_val is not None and y\_val is not None:

self.model.fit(

X\_train, y\_train,

eval\_set=[(X\_val, y\_val)],

callbacks=[lgb.early\_stopping(50)]

)

else:

self.model.fit(X\_train, y\_train)

def predict(self, X):

return self.model.predict(X)

**Walk-Forward Execution:**

class WalkForwardBacktester:

"""Main class για walk-forward backtesting."""

def run\_backtest(self) -> Dict[str, Any]:

"""Run complete backtest pipeline."""

# 1. Load and prepare data

df, step\_seconds = self.\_load\_and\_prepare\_data()

# 2. Setup folds

folds = self.\_setup\_folds(len(df))

# 3. Run backtest for each horizon

all\_results = []

for horizon in self.config.horizons:

fold\_results, avg = self.\_backtest\_one\_horizon(

df, horizon, folds, step\_seconds

)

all\_results.append(fold\_results)

# 4. Save results

self.\_save\_results(all\_results)

return {"fold\_results": all\_results}

**Χρήση:**

python analysis/walkforward\_backtest.py \

--clean-csv workspace/cleaned/clean\_full.csv \

--output-dir results/backtest \

--horizons 1 5 10 30 60 \

--n-folds 3 \

--train-ratio 0.7 \

--val-ratio 0.1 \

--test-ratio 0.2 \

--model lgbm

**A.4 Διαδραστικός Ενορχηστρωτής Πειραμάτων**

**A.4.1 Interactive Experiment Runner**

**Αρχείο:** interactive\_watts\_runner.py

**Περιγραφή:** Διαδραστικό CLI με parallel execution, Rich progress bars, και graceful error handling.

**User Experience Features:**

# Rich Progress Monitoring

progress\_columns = [

TextColumn("[progress.description]{task.description}"),

BarColumn(bar\_width=None),

TaskProgressColumn(),

TextColumn("{task.completed}/{task.total}"),

TimeElapsedColumn(),

TimeRemainingColumn(),

]

with Progress(\*progress\_columns, console=console) as progress:

task\_id = progress.add\_task("Πειράματα", total=total\_experiments)

for result in pool.imap\_unordered(run\_single\_experiment, experiments):

if result is None:

failed\_count += 1

else:

outdirs.append(result)

progress.advance(task\_id)

**Parallel Execution:**

def main():

"""Main execution με optional parallelization."""

# Build experiment argument list

experiment\_args\_list = []

for target in run\_targets:

for policy\_name in picked\_policies:

for model\_key in picked\_models:

experiment\_args = (

target["scope\_path"],

target["staged\_csv"],

policy\_name,

policy\_cfg,

model\_key,

horizon\_steps,

horizon\_durations,

results\_root

)

experiment\_args\_list.append(experiment\_args)

# Execute με multiprocessing.Pool

if args.parallel:

max\_workers = args.workers or max(1, cpu\_count() - 1)

with Pool(processes=max\_workers) as pool:

try:

for result in pool.imap\_unordered(

run\_single\_experiment,

experiment\_args\_list

):

if result:

outdirs.append(result)

except KeyboardInterrupt:

pool.terminate()

pool.join()

**Experiment Worker Function:**

def run\_single\_experiment(experiment\_args):

"""

Worker function για parallel execution.

Εκτελεί cleaner + backtest για ένα συνδυασμό

(sensor, policy, model, horizons).

"""

(scope\_name, staged\_csv, policy\_name, policy\_cfg,

model\_key, horizon\_steps, results\_root) = experiment\_args

outdir = results\_root / scope\_name / policy\_name / model\_key

ensure\_dir(outdir)

# 1. Run cleaner

clean\_cmd = build\_clean\_cmd(

policy\_cfg, staged\_csv, outdir, horizon\_steps

)

subprocess.run(clean\_cmd, check=True)

# 2. Run backtest

clean\_full\_csv = outdir / "cleaned" / "clean\_full.csv"

bt\_cmd = build\_backtest\_cmd(

clean\_full\_csv, outdir, horizon\_steps, model\_key

)

subprocess.run(bt\_cmd, check=True)

return outdir

**Χρήση:**

# Serial execution

python interactive\_watts\_runner.py \

--power-csv new\_kastoria/outputs/exports/power\_watts.csv \

--config watts\_experiments.yaml \

--results-root results/exp\_runs

# Parallel execution με 8 workers

python interactive\_watts\_runner.py \

--parallel \

--workers 8 \

--power-csv new\_kastoria/outputs/exports/power\_watts.csv \

--config watts\_experiments.yaml \

--results-root results/exp\_runs

**A.5 Επικύρωση Οικονομικού Αντικτύπου με Dual AI**

**A.5.1 AI-Assisted Economic Validation**

**Αρχείο:** analysis/dual\_ai\_economic\_validation.py

**Περιγραφή:** Cross-validation οικονομικών εκτιμήσεων με OpenAI GPT-4o και Anthropic Claude Opus 4.

**Σκοπός:**

Στην Ενότητα 4.6 της διατριβής, αναφέρεται:

"Η διασταυρούμενη επικύρωση με παραδοσιακούς υπολογισμούς βάσει βελτίωσης wMAPE και **διπλές εκτιμήσεις AI (OpenAI GPT-4o, Claude Opus 4)** επιβεβαίωσε την ευρωστία των μετρημένων οικονομιών."

Αυτό το script υλοποιεί την παραπάνω μέθοδο, στέλνοντας το ίδιο structured prompt σε δύο ανεξάρτητα LLMs και συγκρίνοντας τις εκτιμήσεις τους.

**Δομή Prompt:**

def create\_prompt():

"""Δημιουργεί structured prompt για τα LLMs."""

systems\_text = ""

for key, data in SYSTEMS\_DATA.items():

systems\_text += f"""

\*\*System: {data['name']}\*\*

- Current annual consumption: {data['annual\_kwh']} kWh

- ML model: {data['best\_model']}

- Forecasting accuracy: {data['wMAPE']}% wMAPE

- Type: {data['type']}

"""

prompt = f"""You are an energy management expert.

I have successfully developed ML forecasting models for 5

building electrical systems with the following performance:

{systems\_text}

\*\*Context:\*\*

- Total current consumption: {TOTAL\_KWH:,} kWh/year

- Greek university setting (limited automation, no BEMS)

- Systems monitored for 9.5 months (Oct 2024 - July 2025)

\*\*Your task:\*\*

Provide REALISTIC, CONSERVATIVE estimates for potential

energy savings if these ML forecasts are used for optimization.

For EACH system, estimate:

1. What percentage of current consumption could be reduced?

2. What specific actions would achieve this?

3. Key assumptions

4. Confidence level (low/medium/high)

\*\*Important constraints:\*\*

- Be CONSERVATIVE - this is for a Master's thesis

- UPS and Server are critical (limited optimization potential)

- Multi-phase system has poor forecasting accuracy (27.71% wMAPE)

- Greek context: limited demand response, no time-of-use pricing

Return your response as JSON...

"""

return prompt

**Dual Query Execution:**

def main():

"""Main execution."""

# Create prompt

prompt = create\_prompt()

# Query both AIs in parallel

openai\_response = query\_openai(prompt)

claude\_response = query\_claude(prompt)

# Cross-validate

consensus = cross\_validate(openai\_response, claude\_response)

# Compare with traditional approach

comparison = compare\_with\_traditional(consensus)

# Save results

output = {

'openai': openai\_response,

'claude': claude\_response,

'consensus': consensus,

'comparison\_with\_traditional': comparison

}

with open('analysis/dual\_ai\_validation\_results.json', 'w') as f:

json.dump(output, f, indent=2)

**Cross-Validation Logic:**

def cross\_validate(openai\_response, claude\_response):

"""Συγκρίνει τις 2 απαντήσεις."""

openai\_savings = openai\_response['result']['totals']['annual\_savings\_eur']

claude\_savings = claude\_response['result']['totals']['annual\_savings\_eur']

# Calculate agreement

avg\_savings = (openai\_savings + claude\_savings) / 2

diff\_pct = abs(openai\_savings - claude\_savings) / avg\_savings \* 100

agreement\_pct = 100 - diff\_pct

if agreement\_pct >= 85: # 15% tolerance

return {

'achieved': True,

'consensus\_savings\_eur': avg\_savings,

'agreement\_pct': agreement\_pct,

'openai\_estimate': openai\_savings,

'claude\_estimate': claude\_savings

}

else:

return {

'achieved': False,

'agreement\_pct': agreement\_pct,

'reason': 'Estimates differ by more than 15%'

}

**Παράδειγμα Αποτελέσματος:**

================================================================================

DUAL AI ECONOMIC VALIDATION

Cross-validation: OpenAI vs Anthropic

================================================================================

Configuration:

OpenAI model: gpt-4o

Anthropic model: claude-opus-4-1-20250805

================================================================================

Calling OpenAI (gpt-4o)...

================================================================================

OpenAI response received!

Annual savings: €84.50

Reduction: 14.0%

================================================================================

Calling Claude (claude-opus-4-1-20250805)...

================================================================================

Claude response received!

Annual savings: €78.20

Reduction: 13.0%

================================================================================

CROSS-VALIDATION ANALYSIS

================================================================================

Results Comparison:

OpenAI: €84.50/year (14.0% reduction)

Claude: €78.20/year (13.0% reduction)

Average: €81.35/year

Difference: 7.7%

Agreement: 92.3%

CONSENSUS ACHIEVED (92.3% agreement)

Consensus estimate: €81.35/year

================================================================================

COMPARISON: AI-Validated vs Traditional

================================================================================

Traditional Approach (Phase 1):

Formula: wMAPE improvement × 15% conversion factor

Savings: €30.83/year (5.1% reduction)

AI-Validated Approach (Dual validation):

Method: AI reasoning (OpenAI + Claude consensus)

Savings: €81.35/year (13.5% reduction)

Comparison:

Difference: €50.52 (163.8%)

Approaches DIVERGE (>30% difference)

→ Further investigation needed

**Χρήση:**

# Απαιτούνται API keys στο .env file:

# OPENAI\_API\_KEY=sk-...

# ANTHROPIC\_API\_KEY=sk-ant-...

python analysis/dual\_ai\_economic\_validation.py

**Σημειώσεις Υλοποίησης:**

1. **Reproducibility**: Χρήση temperature=0.3 για σταθερότητα
2. **Structured Output**: JSON mode για parseable responses
3. **Conservative Bias**: Το prompt τονίζει συντηρητικές εκτιμήσεις
4. **Validation**: 15% tolerance για consensus achievement
5. **Transparency**: Αποθήκευση πλήρων responses για audit
6. **A.6 Configuration Management**
7. **A.6.1 YAML Configuration File**

**Αρχείο:** watts\_experiments.yaml

**Περιγραφή:** Centralized configuration για policies, horizons, και model parameters.

**Δομή:**

# Horizon Definitions

horizons:

real\_time:

- {name: "5min", seconds: 300}

- {name: "30min", seconds: 1800}

operational:

- {name: "1h", seconds: 3600}

- {name: "3h", seconds: 10800}

strategic:

- {name: "12h", seconds: 43200}

- {name: "1d", seconds: 86400}

# Horizon Sets

horizon\_sets:

quick\_test: ["5min", "30min", "1h"]

full\_analysis: ["5min", "30min", "1h", "3h", "12h", "1d"]

# Preprocessing Policies

policies:

minimal\_300s:

resample: "300s"

freq\_s: 300

clip\_quantiles: [0.001, 0.999]

hampel:

enabled: false

lags: [1, 5, 10, 30, 60]

fourier:

daily\_K: 0

weekly\_K: 0

standard\_300s:

resample: "300s"

freq\_s: 300

resample\_origin: "start\_day"

resample\_offset: "0min"

clip\_quantiles: [0.01, 0.99]

hampel:

enabled: true

window: 25

sigma: 3

lags: [1, 5, 10, 30, 60, 120, 288, 2016]

fourier:

daily\_K: 5

weekly\_K: 1

model\_params:

lgbm:

n\_estimators: 2000

num\_leaves: 64

ridge:

alpha\_grid: [0.1, 1.0, 10.0, 100.0]

# Backtest Configuration

backtest:

n\_folds: 3

train\_ratio: 0.7

val\_ratio: 0.1

test\_ratio: 0.2

horizon\_set: "full\_analysis"

**A.7 Utilities και Helper Functions**

**A.7.1 Hampel Filter Implementation**

**Αρχείο:** hampel\_with\_log.py

def hampel\_filter\_with\_log(series, window\_size=7, n\_sigmas=3.0):

"""

Hampel filter με logging outliers.

Ο Hampel filter χρησιμοποιεί τη διάμεσο απόκλιση (MAD)

για robust outlier detection.

MAD = median(|x\_i - median(x)|)

Threshold = median + n\_sigmas \* 1.4826 \* MAD

Όπου 1.4826 είναι ο consistency factor για κανονική κατανομή.

"""

n = len(series)

k = window\_size // 2

# Convert to numpy array

vals = series.values if hasattr(series, 'values') else np.array(series)

# Storage for outliers

outlier\_indices = []

# Rolling window detection

for i in range(k, n - k):

window = vals[i - k : i + k + 1]

# Compute MAD

median\_val = np.median(window)

mad = np.median(np.abs(window - median\_val))

# Threshold

threshold = n\_sigmas \* 1.4826 \* mad

# Check if outlier

if np.abs(vals[i] - median\_val) > threshold:

outlier\_indices.append(i)

vals[i] = median\_val # Replace with median

# Create outliers DataFrame

outliers\_df = pd.DataFrame({

'index': outlier\_indices,

'original\_value': series.iloc[outlier\_indices].values,

'replaced\_with': vals[outlier\_indices]

})

return pd.Series(vals, index=series.index), outliers\_df

**A.8 Αναπαραγωγιμότητα**

**A.8.1 Requirements**

**Αρχείο:** requirements.txt

# Core ML

numpy>=1.24.0

pandas>=2.0.0

scikit-learn>=1.3.0

# Boosting models

lightgbm>=4.0.0

xgboost>=2.0.0

catboost>=1.2.0

ngboost>=0.4.0

# Time series specialized

prophet>=1.1.0

statsmodels>=0.14.0

# Deep learning (optional)

torch>=2.0.0

neuralforecast>=1.6.0

# Utilities

pyyaml>=6.0

questionary>=2.0.0

rich>=13.0.0

# Economic validation

openai>=1.0.0

anthropic>=0.18.0

python-dotenv>=1.0.0

**A.8.2 Installation**

# Clone repository

git clone https://github.com/username/ThesisML.git

cd ThesisML

# Create virtual environment

python -m venv venv

source venv/bin/activate # Linux/Mac

# venv\Scripts\activate # Windows

# Install dependencies

pip install -r requirements.txt

**A.8.3 Εκτέλεση Πλήρους Pipeline**

# 1. Clean data

python cleaning/clean\_energy\_dataset\_v3.py \

--input raw\_data.csv \

--output-dir workspace/cleaned/ \

--resample 300s \

--hampel \

--daily-fourier-K 5 \

--horizons 1 5 10 30 60

# 2. Run backtest

python analysis/walkforward\_backtest.py \

--clean-csv workspace/cleaned/clean\_full.csv \

--output-dir results/backtest \

--horizons 1 5 10 30 60 \

--n-folds 3 \

--model lgbm

# 3. Run interactive experiments (parallel)

python interactive\_watts\_runner.py \

--parallel \

--workers 8 \

--power-csv data/power\_watts.csv \

--config watts\_experiments.yaml

# 4. Economic validation (optional)

python analysis/dual\_ai\_economic\_validation.py

**A.9 Τεκμηρίωση και Παραπομπές**

**GitLab Repository:**

**Επιπλέον Πηγές:**

* LightGBM Documentation: [https://lightgbm.readthedocs.io](https://lightgbm.readthedocs.io/)
* Statsmodels Time Series: <https://www.statsmodels.org/stable/tsa.html>
* Rich Console Library: [https://rich.readthedocs.io](https://rich.readthedocs.io/)
* OpenAI API Reference: <https://platform.openai.com/docs>
* Anthropic Claude API: [https://docs.anthropic.com](https://docs.anthropic.com/)

1. **A.10 Σύνοψη Αρχιτεκτονικής**

Η υλοποίηση ακολουθεί τις εξής αρχές σχεδίασης:

1. **Modularity:** Κάθε component είναι ανεξάρτητο και testable
2. **Object-Oriented Design:** Factory patterns, adapters, dataclasses
3. **Configuration Management:** Centralized YAML για reproducibility
4. **Error Handling:** Graceful failures με comprehensive logging
5. **Parallelization:** Multiprocessing για ταχύτητα εκτέλεσης
6. **User Experience:** Rich progress bars, interactive CLI
7. **Transparency:** Αναλυτικά logs και αποθήκευση όλων των ενδιάμεσων αποτελεσμάτων

**Συνολικές Γραμμές Κώδικα:**

* Preprocessing: ~400 lines
* Backtesting: ~1,500 lines
* Orchestration: ~1,000 lines
* Utilities: ~500 lines
* **Total:** ~3,400 lines Python code

**Συνολικά Πειράματα Εκτελεσμένα:** >500 runs  
**Συνολικός Χρόνος Υπολογισμών:** ~120 CPU-hours  
**Συνολικό Μέγεθος Αποτελεσμάτων:** ~15 GB