



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



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

**Ανάπτυξη Πράκτορα Τεχνητής Νοημοσύνης για Αυτόματη
Ενεργοποίηση Θερμοσίφωνα**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Νικόλαος Ι. Πλάκας

Επιβλέπων : Δημήτριος Ασκούνης Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα Ιούλιος 2025



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΕΙΡΑΙΩΣ ΣΧΟΛΗ
ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ
ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ

ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

**Ανάπτυξη Πράκτορα Τεχνητής Νοημοσύνης για Αυτόματη Ενεργοποίηση
Θερμοσίφωνα**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Νικόλαος Ι. Πλάκας

Επιβλέπων : Δημήτριος Ασκούνης Καθηγητής Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 7^η Ιουλίου 2025.

.....

Δημήτριος Ασκούνης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Ιωάννης Ψαρράς

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Ευάγγελος Μαρινάκης

Επίκουρος Καθηγητής

Αθήνα, Ιούλιος 2025

.....
Νικόλαος Ι. Πλάκας

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

Copyright © Νικόλαος Πλάκας 2025

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η αυξανόμενη ζήτηση για ενεργειακή αποδοτικότητα σε οικιακά περιβάλλοντα, ιδιαίτερα στις μεσογειακές περιοχές, αναδεικνύει την ανάγκη για ευφυή συστήματα ικανά να διαχειρίζονται συσκευές υψηλής κατανάλωσης, όπως οι θερμοσίφωνες. Αυτή η διατριβή παρουσιάζει το σχεδιασμό, την υλοποίηση και την αξιολόγηση ενός συνομιλιακού πράκτορα τεχνητής νοημοσύνης βασισμένου σε κανόνες, ο οποίος ελέγχει αυτόνομα την ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα με βάση τη συμπεριφορά του χρήστη, τα ιστορικά δεδομένα και τα προγραμματισμένα γεγονότα του ημερολογίου. Αξιοποιώντας δεδομένα από το σύνολο Plegma, ένα σύνολο ενεργειακών δεδομένων υψηλής ακρίβειας που συλλέχθηκε από ελληνικά νοικοκυριά, τα αποτελέσματα καταδεικνύουν την ικανότητα του πράκτορα να αναγνωρίζει επαναλαμβανόμενα πρότυπα, ενώ αποκαλύπτουν περιορισμούς που σχετίζονται με τη χρήση ορίων και την απρόβλεπτη ανθρώπινη συμπεριφορά. Ο πράκτορας λειτουργεί συνθέτοντας δύο βασικές εισόδους: τη συχνότητα προηγούμενης χρήσης της συσκευής σε συγκεκριμένες ημέρες της εβδομάδας και τα ορισμένα από τον χρήστη γεγονότα που επικοινωνούνται μέσω ενός Φυσικού Γλωσσικού Διεπαφής. Το μοντέλο απόφασης παράγει δυαδικές εντολές ως απάντηση σε ημερήσια ερεθίσματα. Μια προσομοίωση βασισμένη σε πραγματικά δεδομένα από το σύνολο Plegma χρησιμοποιήθηκε για την επικύρωση της συμπεριφοράς του συστήματος. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν την ικανότητα του πράκτορα να αναγνωρίζει πρότυπα συμπεριφοράς, ενώ παράλληλα αναδεικνύουν περιορισμούς που σχετίζονται με τη στενή καθορισμένη οριοθέτηση και τη μεταβλητότητα της συμπεριφοράς. Η συζήτηση ενσωματώνει θεωρητικές βάσεις με πρακτικά αποτελέσματα, επιβεβαιώνοντας την αποτελεσματικότητα του συνδυασμού τεχνητής νοημοσύνης, διεπαφών NLI και λογικής που λαμβάνει υπόψη το πλαίσιο σε συστήματα έξυπνων κατοικιών. Η εργασία καταλήγει υπογραμμίζοντας ευκαιρίες βελτίωσης της προσαρμοστικότητας του συστήματος, ιδίως μέσω ενισχυτικής μάθησης, ενσωμάτωσης ανατροφοδότησης από τον χρήστη και πιο εξελιγμένης σύντηξης αισθητήρων.

Λέξεις-κλειδιά

Διαχείριση Ενέργειας Έξυπνης Κατοικίας, Τεχνητή Νοημοσύνη Βασισμένη σε Κανόνες, Φυσική Γλωσσική Διεπαφή, Συστήματα Ευαίσθητα στο Πλαίσιο, Μοντελοποίηση Συμπεριφοράς.

Abstract

The increasing demand for energy efficiency in residential environments, particularly in Mediterranean regions, highlights the need for intelligent systems capable of managing high-consumption appliances such as electric water boilers. This thesis presents the design, implementation, and evaluation of a rule-based, conversational AI agent that autonomously controls boiler activation based on user behavior, historical data, and scheduled calendar events. Leveraging data from the Plegma dataset, a high-resolution, context-rich energy dataset collected from Greek households, the system demonstrates the viability of routine-aware automation through interpretable, context-sensitive decision logic. The agent operates by synthesizing two key inputs, the frequency of past appliance usage on specific weekdays, and user-defined events communicated through a Natural Language Interface (NLI). The decision model outputs binary commands in response to daily triggers. A simulation based on real-world data from the Plegma dataset was used to validate system behavior. The results demonstrate the agent's capability to identify habitual patterns while revealing limitations related to rigid thresholding and behavioral variance. The discussion integrates theoretical foundations with practical results, affirming the effectiveness of combining rule-based AI, NLI interfaces, and context-aware logic in smart home systems. The thesis concludes by highlighting opportunities for enhancing system adaptability, particularly through reinforcement learning, user feedback integration, and more sophisticated sensor fusion.

Keywords

Smart Home Energy Management, Rule-Based AI, Natural Language Interface, Context-Aware Systems, Behavioral Modeling.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή	1
1.1 Εισαγωγή	1
1.2 Περιγραφή και Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας	2
1.3 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας.....	3
Κεφάλαιο 2 – Θεωρητικό Υπόβαθρο.....	5
2.1 Συστήματα Έξυπνων Κατοικιών και Ενεργειακή Αποδοτικότητα	5
2.2 Πράκτορες Τεχνητής Νοημοσύνης σε Έξυπνα Περιβάλλοντα.....	8
2.2.1 Ορισμός και Χαρακτηριστικά.....	9
2.2.2 Ικανότητες Μάθησης και Προσαρμογής	9
2.2.3 Αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Πράκτορα (Human-in-the-Loop):	11
2.2.4 Πολυ-Πρακτορικά Συστήματα (Multi-Agent Systems - MAS):	11
2.2.5 Ηθικά Διλήμματα και Κίνδυνοι	12
2.2.6 Ορισμός και Τυπολογίες Πρακτόρων AI.....	13
2.2.7 Ρόλος Πρακτόρων AI στα Συστήματα Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας (HEMS).....	14
2.3 Τεχνικές Έξυπνου Ελέγχου Οικιακών Συσκευών	15
2.3.1 Συστήματα Ελέγχου Βασισμένα σε Κανόνες	15
2.3.2 Προγνωστικά Μοντέλα και Μηχανική Μάθηση	17
2.3.3 Ενίσχυση Μάθησης και Έλεγχος Βασισμένος σε Βελτιστοποίηση.....	18
2.3.4 Υβριδικές Αρχιτεκτονικές Ελέγχου	20
2.4 Διεπαφές Φυσικής Γλώσσας στα Έξυπνα Σπίτια.....	21
2.4.1 Συνομιλιακοί Πράκτορες και Εικονικοί Βοηθοί	22
2.4.2 Εξατομικευμένοι Πράκτορες AI για HEMS και Προσαρμοσμένη Λογική	24
2.4.3 Αναγνώριση Προθέσεων και Διαχείριση Διαλόγου	25
2.4.4 Προκλήσεις στο Σχεδιασμό Διεπαφών Φυσικής Γλώσσας για Αυτοματισμό Οικίας .	26
2.4.5 Ανθρώπο-Κεντρική Αλληλεπίδραση.....	28

2.5 Σύνολα Δεδομένων Έξυπνων Σπιτιών για Έρευνα.....	30
2.5.1 Ο Ρόλος των Συνόλων Δεδομένων στα HEMS	31
2.5.2 Δημοφιλή Σύνολα Δεδομένων Έξυπνων Σπιτιών και οι Περιορισμοί τους.....	31
2.5.3 Προκλήσεις και Αναγκαιότητα Τοπικών και Ποιοτικών Δεδομένων.....	32
2.5.4 Παρουσίαση του Συνόλου Δεδομένων Plegma	33
2.5.5 Αιτιολόγηση της Επιλογής του Συνόλου Δεδομένων	34
2.6 Ανασκόπηση Παρόμοιων Εργασιών	35
Κεφάλαιο 3 – Προετοιμασία Συνόλου Δεδομένων και Ανάλυση με Μηχανική Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	39
3.1 Εισαγωγή	39
3.2 Επιλογή Νοικοκυριών	39
3.3 Ανακατασκευή Δεδομένων Νοικοκυριού 13.....	40
3.4 Ωριαία Συγκέντρωση και Μηχανική Χαρακτηριστικών	40
3.5 Ενσωμάτωση Περιβαλλοντικών Δεδομένων	41
3.6 Οπτικοποίηση Δεδομένων.....	41
3.6.1 Μηνιαία Μέση Κατανάλωση Ισχύος	42
3.6.2 Μέση Κατανάλωση Ανά Ώρα	42
3.6.3 Εσωτερική - Εξωτερική Θερμοκρασία	43
3.6.4 Μηνιαίες Ενεργοποιήσεις Θερμοσίφωνα	43
3.6.5 Χρήση Κλιματιστικού AC1	44
3.6.6 Χρήση Κλιματιστικού AC2	45
3.6.7 Συνδυαστική Χρήση Κλιματιστικών	46
3.7 Ανάπτυξη Εξατομικευμένων Python Scripts για Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Συμπεριφοράς	47
3.7.1 Εκτίμηση Κατάστασης Θερμοσίφωνα.....	48
3.7.2 Εξαγωγή Συχνότητας Χρήσης με Βάση την Ημέρα της Εβδομάδας.....	48
3.7.3 Εξαγωγή Καθημερινού Ιστορικού Ταύτισης.....	49
3.7.4 Σκοπός και Ρόλος στο Σύστημα.....	49
3.7.5 Επικύρωση μέσω 100-ημερης Προσομοίωσης.....	50
3.7.6 Ερμηνεία της Συμπεριφοράς του Πράκτορα	50

3.7.7 Περίληψη της Επίδρασης των Χαρακτηριστικών	51
3.8 Τελική Δομή του Συνόλου Δεδομένων	51
3.9 Σύνοψη.....	52
Κεφάλαιο 4 - Μεθοδολογία και Αρχιτεκτονική Συστήματος	53
4.1 Εισαγωγή	53
4.2 Μεθοδολογία Σχεδίασης.....	53
4.2.1 Ορισμός Προβλήματος	53
4.2.2 Επαναληπτικός Σχεδιασμός Ροής Εργασιών	53
4.3 Αρχιτεκτονική Συστήματος	54
4.3.1 Διαγραμματική επισκόπηση.....	54
4.3.2 Ανάλυση στοιχείων	55
4.3.3 Λογική του Πράκτορα.....	55
4.3.4 Σχεδιασμός Εντολών για την Συμπεριφορά του Πράκτορα	55
4.4 Σχεδίαση Προτροπής (Prompt Engineering)	56
4.5 Σύνοψη.....	56
Κεφάλαιο 5 - Επίδειξη Συστήματος – Ο Πράκτορας σε Δράση.....	58
5.1 Εισαγωγή	58
5.2 Διαμόρφωση Σεναρίου.....	58
5.3 Παράδειγμα Περίπτωσης 1: Ενεργοποίηση βάσει Γεγονότος.....	58
5.3.1 Είσοδος	58
5.3.2 Ροή Εκτέλεσης.....	59
5.3.3 Αποτέλεσμα.....	59
5.4 Παράδειγμα Περίπτωσης 2: Εναλλακτική Ενεργοποίηση βάσει Αισθητήρα.....	59
5.4.1 Είσοδος	59
5.4.2 Ροή Εκτέλεσης.....	59
5.4.3 Αποτέλεσμα.....	60
5.5. Παράδειγμα Περίπτωσης 3: Αδράνεια.....	60
5.5.1 Είσοδος	60
5.5.2 Ροή Εκτέλεσης.....	60

5.5.3 Αποτέλεσμα.....	60
5.6 Επικύρωση Αποτελεσμάτων Πράκτορα	60
5.7 Καταγραφές και Ιχνηλασία Εκτέλεσης.....	61
5.8 Πραγματική αναλυτική επίδειξη.....	62
5.9 Σύνοψη.....	70
Κεφάλαιο 6 – Συζήτηση και Αποτελέσματα.....	71
6.1 Εισαγωγή	71
6.2 Σύνοψη Πράκτορα	71
6.3 Αποτελέσματα από Δοκιμές Προσομοίωσης	72
6.4 Ερμηνεία της Συμπεριφοράς του Πράκτορα	73
6.5 Σύνοψη.....	74
Κεφάλαιο 7 – Μελλοντική Εργασία	76
7.1 Εισαγωγή	76
7.2 Προσαρμοστικός και Εξατομικευμένος Προγραμματισμός	76
7.3 Βελτιωμένη Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας.....	77
7.4 Κύκλος Ανατροφοδότησης και Παρακολούθηση σε Πραγματικό Χρόνο	77
7.5 Επέκταση Υποστήριξης Συσκευών.....	78
7.6 Μάθηση σε Πραγματικό Χρόνο και Προσαρμογή Συμφραζομένων.....	78
7.7 Ζητήματα Ανάπτυξης και Ιδιωτικότητας	79
7.8 Σύνοψη.....	79
Βιβλιογραφικές αναφορές.....	80

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή

Οι έξυπνες κατοικίες δεν αποτελούν πλέον όραμα του μέλλοντος, αλλά μια εξελισσόμενη πραγματικότητα που φέρνει προσαρμοστικότητα και ευκολία στην καθημερινή ζωή. Καθώς οι κατοικίες συνδέονται όλο και περισσότερο, η δυνατότητα αυτοματοποίησης αποφάσεων βάσει της συμπεριφοράς του χρήστη, της καθημερινότητας και του περιβαλλοντικού πλαισίου ανοίγει τον δρόμο για πιο αποδοτικά και ευέλικτα συστήματα. Μία από τις συσκευές με υψηλή ενεργειακή κατανάλωση σε πολλά μεσογειακά νοικοκυριά είναι ο ηλεκτρικός θερμοσίφοντας, ο οποίος συχνά ενεργοποιείται χειροκίνητα ή μέσω στατικών χρονοδιακοπών, οδηγώντας σε περιττή κατανάλωση ενέργειας.

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζει ένα υβριδικό σύστημα τεχνητής νοημοσύνης που αποφασίζει αυτόνομα πότε να ενεργοποιηθεί ο οικιακός ηλεκτρικός θερμοσίφοντας, χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό δομημένων δεδομένων (γεγονότα ημερολογίου), ημιδομημένων εισόδων (τιμές αισθητήρων) και αδόμητης λογικής (κατανόηση φυσικής γλώσσας). Το σύστημα επιτρέπει στους χρήστες να αλληλεπιδρούν με έναν βοηθό τεχνητής νοημοσύνης μέσω μιας συνομιλητικής διεπαφής για τη διαχείριση των γεγονότων του ημερολογίου, ενώ ένας δεύτερος πράκτορας AI λαμβάνει σε πραγματικό χρόνο αποφάσεις σχετικά με την ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα. Η προσέγγιση συνδυάζει κλασική λογική απόφασης με σύγχρονα εργαλεία τεχνητής νοημοσύνης, όπως μεγάλα γλωσσικά μοντέλα (LLMs), αυτοματοποίηση ροών εργασίας και αναγνώριση προτύπων βάσει των δεδομένων.

Το σύστημα υλοποιείται και λειτουργεί σε δύο βασικά περιβάλλοντα:

1. Ανάλυση μέσω Python: Ένα σενάριο σε Python αξιοποιεί ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας για να εντοπίσει επαναλαμβανόμενα πρότυπα και να αποφασίσει εάν ο θερμοσίφοντας θα πρέπει να ενεργοποιηθεί, βάσει συγκεκριμένων ορίων και προηγούμενης συμπεριφοράς.

2. Ζωντανή ροή εργασίας σε n8n: Παράλληλα, το σύστημα περιλαμβάνει μια ροή εργασίας αυτοματοποίησης στην πλατφόρμα n8n, όπου δεδομένα σε πραγματικό χρόνο συγχωνεύονται και αποστέλλονται σε έναν πράκτορα τεχνητής νοημοσύνης (LLM). Ο πράκτορας αυτός, βάσει της εισερχόμενης πληροφορίας, αποφασίζει αν ο θερμοσίφοντας πρέπει να ενεργοποιηθεί και αποστέλλει την αντίστοιχη εντολή μέσω HTTP.

Το έργο βασίζεται σε πραγματικά δεδομένα από το σύνολο δεδομένων Plegma[40], το πρώτο σύνολο δεδομένων ηλεκτρικής ενέργειας υψηλής συχνότητας από ελληνικά νοικοκυριά. Το σύνολο αυτό περιλαμβάνει κατανάλωση σε επίπεδο συσκευών και περιβαλλοντικές συνθήκες κάθε 10 δευτερόλεπτα για ένα πλήρες έτος, παρέχοντας πλούσιες πληροφορίες σχετικά με τη συμπεριφορά του χρήστη και το περιβάλλον.

1.2 Περιγραφή και Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως βασικό της στόχο την ανάπτυξη ενός έξυπνου συστήματος ελέγχου θερμοσίφωνα, το οποίο συνδυάζει τεχνικές αυτοματοποίησης βάσει κανόνων με δυνατότητες λογικής αιτιολόγησης, αξιοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη. Το σύστημα που προτείνεται αποσκοπεί στην ευφυή διαχείριση της λειτουργίας του θερμοσίφωνα, επιτυγχάνοντας ευκολία για τον χρήστη και ενεργειακή αποδοτικότητα.

Συγκεκριμένα, το σύστημα είναι σε θέση να εντοπίζει πρότυπα συμπεριφοράς με βάση τα ιστορικά δεδομένα χρήσης των συσκευών, επιτρέποντας έτσι τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας του θερμοσίφωνα σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, προσφέρει τη δυνατότητα αλληλεπίδρασης με τον χρήστη μέσω φυσικής γλώσσας, διευκολύνοντας τη διαχείριση και τον προγραμματισμό των γεγονότων με τρόπο φιλικό και προσαρμοσμένο στις ανάγκες του.

Επιπλέον, το σύστημα ενεργοποιεί τον θερμοσίφωνα με ευφυή τρόπο, λαμβάνοντας υπόψη είτε τις επερχόμενες δραστηριότητες του χρήστη είτε τις συνήθειες που έχουν προκύψει από την ανάλυση των ιστορικών δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό, αποφεύγονται οι υπερβολικές ενεργοποιήσεις, οι περιττές επαναλήψεις και, κατ' επέκταση, η αλόγιστη κατανάλωση ενέργειας.

Μέσα από αυτήν την προσέγγιση, η εργασία επιδιώκει να συνεισφέρει στην ανάπτυξη πιο έξυπνων, φιλικών προς τον χρήστη και ενεργειακά αποδοτικών οικιακών συστημάτων ελέγχου ηλεκτρικών συσκευών.

1.3 Δομή της Διπλωματικής Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία οργανώνεται σε επτά κεφάλαια, καθένα από τα οποία συμβάλλει στο σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την αξιολόγηση ενός έξυπνου, συνομιλητικού πράκτορα ελέγχου ηλεκτρικού θερμοσίφωνα σε περιβάλλον έξυπνου σπιτιού.

Το Κεφάλαιο 1 παρουσιάζει μια επισκόπηση των κινήτρων και του πλαισίου της μελέτης, αναδεικνύοντας τη σημαντικότητα της ενεργειακής αποδοτικότητας σε οικιακά περιβάλλοντα και τις προκλήσεις που συνδέονται με τον έλεγχο συσκευών υψηλής κατανάλωσης, όπως οι ηλεκτρικοί θερμοσίφωνα. Περιγράφει επίσης τους βασικούς ερευνητικούς στόχους και συνοψίζει τη δομή της εργασίας.

Το Κεφάλαιο 2 προσφέρει το θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζεται το σύστημα. Εξετάζει την αρχιτεκτονική των έξυπνων σπιτιών, το ρόλο των πρακτόρων AI στη διαχείριση οικιακής ενέργειας και διάφορες στρατηγικές ελέγχου από τη λογική βάσει κανόνων μέχρι την προβλεπτική μοντελοποίηση και τη ενισχυτική μάθηση. Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ενσωμάτωση Φυσικών Γλωσσικών Διεπαφών (NLI) και στη σημασία του σχεδιασμού φιλικού προς τον χρήστη στην έξυπνη οικιακή αυτοματοποίηση.

Το Κεφάλαιο 3 παρουσιάζει το σύνολο δεδομένων Plegma[40], που χρησιμεύει ως η εμπειρική βάση για την ανάπτυξη και δοκιμή του συστήματος. Αναλύει τη δομή, το περιεχόμενο και τη σημασία του συνόλου δεδομένων, επισημαίνοντας τη γεωγραφική του ιδιαιτερότητα, την υψηλή χρονική ανάλυση και την ύπαρξη δεδομένων σε επίπεδο συσκευής και περιβάλλοντος. Περιγράφει επίσης τα βήματα προεπεξεργασίας για την εξαγωγή ουσιαστικών χαρακτηριστικών για τη λήψη αποφάσεων.

Το Κεφάλαιο 4 περιγράφει τη μεθοδολογία σχεδιασμού και υλοποίησης του έξυπνου πράκτορα. Αναλύει τη λογική απόφασης, την αρχιτεκτονική του συστήματος και τα συστατικά που επεξεργάζονται την είσοδο του χρήστη, αξιολογούν τα περιβαλλοντικά και συμπεριφορικά ερεθίσματα και παράγουν εκτελέσιμες εντολές. Επίσης, συζητά τη συνομιλητική διεπαφή που χρησιμοποιείται για την επικοινωνία με το σύστημα.

Το Κεφάλαιο 5 παρουσιάζει το πλαίσιο προσομοίωσης που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης του πράκτορα. Περιγράφει τα κριτήρια για τον προσδιορισμό σωστών και

λανθασμένων αποφάσεων, τις δοκιμαστικές περιπτώσεις που κατασκευάστηκαν με βάση τα ιστορικά δεδομένα και εξηγεί την εκτέλεση της προσομοίωσης.

Το Κεφάλαιο 6 συνθέτει τις θεωρητικές αρχές με τα εμπειρικά ευρήματα από την προσομοίωση. Παρέχει μια κριτική συζήτηση για τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς του πράκτορα, αναλύει τα πρότυπα συμπεριφοράς του συστήματος και εξετάζει τις επιπτώσεις των αποτελεσμάτων. Το κεφάλαιο αυτό αξιολογεί επίσης την καταλληλότητα του πράκτορα για εφαρμογή σε μεσογειακά νοικοκυριά και εντοπίζει πεδία περαιτέρω βελτίωσης.

Τέλος, το Κεφάλαιο 7 ολοκληρώνει τη διπλωματική εργασία συνοψίζοντας τις κύριες συνεισφορές και προτείνοντας κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2 – Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Συστήματα Έξυπνων Κατοικιών και Ενεργειακή Αποδοτικότητα

Η έννοια της έξυπνης κατοικίας έχει υποστεί σημαντικό μετασχηματισμό τα τελευταία χρόνια, λόγω της ταχείας προόδου στις ασύρματες τεχνολογίες επικοινωνίας, την τεχνητή νοημοσύνη (AI) και το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT). Μια έξυπνη κατοικία ορίζεται ευρέως ως ένα οικιακό περιβάλλον που αξιοποιεί την τεχνολογική υποδομή για να παρέχει αυτοματοποιημένο και ευφυή έλεγχο σε διάφορα οικιακά συστήματα[27]. Αυτά τα συστήματα περιλαμβάνουν, αλλά δεν περιορίζονται στον φωτισμό, τη θέρμανση, τον αερισμό, τον κλιματισμό (HVAC), την ασφάλεια και τις συσκευές υψηλής ενεργειακής κατανάλωσης όπως οι ηλεκτρικοί θερμοσίφωνες και οι κλιματιστικές μονάδες. Οι βασικοί στόχοι των τεχνολογιών έξυπνων κατοικιών είναι η βελτίωση της άνεσης και της ασφάλειας των χρηστών, ενώ παράλληλα μεγιστοποιείται η ενεργειακή αποδοτικότητα και η λειτουργική βιωσιμότητα μέσω της δυναμικής προσαρμογής στις προτιμήσεις, τις συνήθειες και τα πρότυπα συμπεριφοράς των ενοίκων.[27]

Ανάμεσα στους πολλαπλούς στόχους που επιδιώκονται από τα συστήματα έξυπνων κατοικιών, η ενεργειακή αποδοτικότητα διακρίνεται ως θεμελιώδης προτεραιότητα. Όπως επισημαίνεται σε εκθέσεις της Ευρωπαϊκής Επιτροπής και της Διεθνούς Υπηρεσίας Ενέργειας, ο οικιακός τομέας αντιπροσωπεύει σημαντικό ποσοστό της συνολικής ενεργειακής κατανάλωσης [28], ιδιαίτερα εντός της Ευρωπαϊκής Ένωσης[34]. Στις μεσογειακές περιοχές, που χαρακτηρίζονται από εποχικό κλίμα και συγκεκριμένες αρχιτεκτονικές μορφές, η εξάρτηση από ενεργοβόρες συσκευές όπως οι ηλεκτρικοί θερμοσίφωνες και οι κλιματιστικές μονάδες είναι ιδιαίτερα έντονη. Δυστυχώς, αυτές οι συσκευές συχνά λειτουργούν αναποτελεσματικά—συνήθως μέσω στατικών προγραμμάτων ή χειροκίνητου ελέγχου που δεν ευθυγραμμίζονται με τα πραγματικά πρότυπα χρήσης ή τις ανάγκες των χρηστών. Αυτή η ασυμφωνία συμβάλλει όχι μόνο σε περιττή σπατάλη ενέργειας[35,39], αλλά και σε υποβαθμισμένη θερμική άνεση[12,32,38].

Για την αντιμετώπιση αυτών, τα Συστήματα Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας (HEMS) έχουν αναδειχθεί σε κρίσιμα στοιχεία του οικοσυστήματος των έξυπνων κατοικιών. Αυτά τα συστήματα έχουν σχεδιαστεί για να παρακολουθούν, αναλύουν και να βελτιστοποιούν την κατανάλωση ενέργειας σε επίπεδο νοικοκυριού[38]. Οι παραδοσιακές υλοποιήσεις HEMS βασίζονται σε μεγάλο βαθμό σε βασικές στρατηγικές ελέγχου, όπως χρονοδιακόπτες, και απλή λογική βασισμένη σε όρια[31]. Παρότι αυτές οι μέθοδοι μπορούν να αποφέρουν μέτριες ενεργειακές εξοικονομήσεις, έχουν εγγενείς περιορισμούς όσον αφορά την προσαρμογή σε δυναμικές περιβαλλοντικές συνθήκες και σύνθετες ανθρώπινες συμπεριφορές. Επιπλέον, τα συστήματα αυτά συχνά λειτουργούν σε «λειτουργία server», εξαρτώμενα από ρητές εντολές του χρήστη και στερούνται της δυνατότητας αυτόνομης εξαγωγής συμπερασμάτων ή πρόβλεψης των αναγκών του χρήστη, γεγονός που περιορίζει σημαντικά την αποτελεσματικότητά τους.[20]

Οι πρόσφατες τεχνολογικές εξελίξεις έχουν εισαγάγει νέα πρότυπα, με μορφή ευφυών λύσεων διαχείρισης ενέργειας που υποστηρίζονται από τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική μάθηση (ML) και δεδομένα υψηλής ανάλυσης από αισθητήρες[9,12,23,37]. Αυτά τα συστήματα έχουν τη δυνατότητα να μαθαίνουν και να μοντελοποιούν τις ρουτίνες των χρηστών μέσω ανάλυσης ιστορικών δεδομένων χρήσης και εισροών σε πραγματικό χρόνο από έξυπνους μετρητές και περιβαλλοντικούς αισθητήρες[4,38]. Για παράδειγμα, μέσα από εποπτευόμενη μάθηση ή πλαίσιο βαθιάς ενισχυτικής μάθησης (DRL), τα έξυπνα ενεργειακά συστήματα μπορούν να ανιχνεύσουν αποκλίσεις στη συμπεριφορά των χρηστών και να ανταποκριθούν δυναμικά σε μεταβολές της παρουσίας τους ή των περιβαλλοντικών συνθηκών. Αυτό επιτρέπει τον έλεγχο, που όχι μόνο βελτιώνει την ενεργειακή αποδοτικότητα, αλλά και ενισχύει την εμπειρία του χρήστη παρέχοντας του άνεση.[16,25,38]

Σε πρακτικό επίπεδο, τα έξυπνα HEMS μπορούν να εκτελέσουν πολλαπλές προηγμένες λειτουργίες[38]:

- **Αναγνώριση Προτύπων Συμπεριφοράς:** Με την αξιοποίηση των τάσεων κατανάλωσης από έξυπνους μετρητές, το σύστημα μπορεί να διακρίνει πότε και πώς χρησιμοποιούνται συγκεκριμένες συσκευές, δημιουργώντας έτσι ένα ενεργειακό προφίλ για κάθε χρήστη ή νοικοκυριό.
- **Δυναμική Προσαρμογή στο Περιβάλλον:** Τα ευφυή συστήματα μπορούν να ρυθμίζουν τη λειτουργία των συσκευών σε πραγματικό χρόνο σύμφωνα με τα περιβαλλοντικά δεδομένα

(π.χ. θερμοκρασία, υγρασία) και την παρουσία χρηστών, ελαχιστοποιώντας τη σπατάλη ενέργειας.

- Λεπτομερής Έλεγχος και Βελτιστοποίηση: Δεδομένα κατανάλωσης υψηλής ανάλυσης σε πραγματικό χρόνο επιτρέπουν την ακριβή ρύθμιση της ενεργειακής κατανάλωσης, εξασφαλίζοντας ότι οι συσκευές λειτουργούν μόνο όταν είναι απαραίτητο και υπό βέλτιστες συνθήκες.

Καίριας σημασίας είναι η αυξανόμενη πολυπλοκότητα των συστημάτων με τεχνητή νοημοσύνη, η οποία επιτρέπει διαδικασίες λήψης αποφάσεων που είναι εγγενώς προσαρμοστικές και ανθεκτικές[4,23]. Σε αντίθεση με τα συστήματα βάσει κανόνων, που δυσκολεύονται στην επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων ή στην προσαρμογή σε πολλαπλούς τύπους συσκευών, οι πλατφόρμες τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να λειτουργούν σε διαφορετικά πλαίσια, μαθαίνοντας διαρκώς από τα δεδομένα για τη βελτίωση της απόδοσης με την πάροδο του χρόνου[6,16]. Αυτό σηματοδοτεί μια μετάβαση από τις ρυθμίσεις που εξαρτώνται από τον χρήστη σε αυτόνομα συστήματα που προσφέρουν εξατομικευμένη διαχείριση ενέργειας με ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση.[31]

Παρά ταύτα, ο σχεδιασμός προσανατολισμένος στον άνθρωπο παραμένει αναπόσπαστο στοιχείο για την επιτυχή υιοθέτηση και ανάπτυξη των τεχνολογιών έξυπνων κατοικιών[26]. Τα σύγχρονα συστήματα αναπτύσσονται όλο και περισσότερο με διαισθητικές διεπαφές ανθρώπου-μηχανής (HMI), ενσωματώνοντας λειτουργίες όπως φωνητικό έλεγχο, εφαρμογές κινητών και αλληλεπίδραση μέσω φυσικής γλώσσας. Αυτές οι βελτιώσεις ενισχύουν την προσβασιμότητα και την ενδυνάμωση των χρηστών, επιτρέποντας στα άτομα να αλληλοεπιδρούν με την τεχνολογία χωρίς να απαιτείται εξειδικευμένη γνώση ή αυστηρά πρότυπα αλληλεπίδρασης[4]. Αυτή η μετατόπιση από τον καθαρά αυτοματοποιημένο έλεγχο σε ένα μοντέλο «άνθρωπος-στο-βρόχο» (human-in-the-loop) προωθεί μια πιο ισορροπημένη προσέγγιση, όπου οι χρήστες μπορούν να κατευθύνουν ή να υπερισχύουν των αυτοματοποιημένων αποφάσεων βάσει προσωπικών προτιμήσεων.[22]

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η έξυπνη κατοικία νοείται ως ένα δυναμικό, ευέλικτο περιβάλλον όπου ένας πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης διαδραματίζει κεντρικό ρόλο στη διαχείριση συσκευών υψηλής ενεργειακής κατανάλωσης, ιδιαίτερα του ηλεκτρικού θερμοσίφωνα[35]. Λόγω της προγραμματιζόμενης φύσης του και του υψηλού ενεργειακού

προφίλ, αυτή η συσκευή αποτελεί ιδανικό υποψήφιο για ευφυή βελτιστοποίηση. Τεχνικές ενισχυτικής μάθησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διαμόρφωση πολιτικών ελέγχου που επιτυγχάνουν βέλτιστο συμβιβασμό μεταξύ εξοικονόμησης ενέργειας και άνεσης του χρήστη, χωρίς να απαιτείται εκ των προτέρων γνώση των συγκεκριμένων παραμέτρων του κτιρίου.[30,38]

Η ενσωμάτωση μιας συνομιλητικής διεπαφής ενισχύει περαιτέρω αυτήν την αρχιτεκτονική, προσφέροντας στους χρήστες έναν φυσικό και διαισθητικό τρόπο επικοινωνίας με τον πράκτορα AI. Μέσω τέτοιων διεπαφών, οι χρήστες μπορούν να δηλώνουν τα προγράμματα, τις προτιμήσεις ή τις ανάγκες τους σε καθημερινή γλώσσα, επιτρέποντας στο σύστημα να μεταφράζει αυτές τις εισροές σε λειτουργικές ενέργειες για την ενεργειακή βελτιστοποίηση. Αυτό το επίπεδο εμπλοκής των χρηστών προάγει τη μεγαλύτερη αποδοχή των ευφυών τεχνολογιών και διασφαλίζει ότι τα αυτοματοποιημένα συστήματα παραμένουν εναρμονισμένα με τις ανθρώπινες ανάγκες και αξίες.[24]

Συνοψίζοντας, τα συστήματα έξυπνων κατοικιών αντιπροσωπεύουν τη σύγκλιση της τεχνολογικής καινοτομίας με τη βιώσιμη διαβίωση, προσφέροντας ένα ισχυρό πλαίσιο για την ανάπτυξη ευφυών, προσαρμοστικών και ανθρωποκεντρικών λύσεων διαχείρισης ενέργειας. Η ενσωμάτωση της AI, του IoT και των προηγμένων διεπαφών χρήστη δημιουργεί πρωτοφανείς δυνατότητες για τη μείωση της οικιακής ενεργειακής κατανάλωσης, ενώ παράλληλα ενισχύει την άνεση του χρήστη και την αλληλεπίδραση των κατοίκων. Τα επόμενα κεφάλαια θα διερευνήσουν τις συγκεκριμένες μεθοδολογίες και αρχιτεκτονικές δομές που απαιτούνται για την αποτελεσματική υλοποίηση τέτοιων συστημάτων, με ιδιαίτερη έμφαση στο σχεδιασμό πράκτορα AI, τις στρατηγικές ελέγχου προγραμματιζόμενων συσκευών και την ανάπτυξη διεπαφών φυσικής γλώσσας για την αλληλεπίδραση με τον χρήστη.

2.2 Πράκτορες Τεχνητής Νοημοσύνης σε Έξυπνα Περιβάλλοντα

Τα Συστήματα Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας (HEMS) έχουν αναπτυχθεί ως αναπόσπαστο μέρος των υποδομών έξυπνων κατοικιών, με κύριο στόχο την παρακολούθηση, ανάλυση και βελτιστοποίηση της κατανάλωσης ενέργειας εντός του νοικοκυριού. Μια έξυπνη κατοικία ορίζεται ως ένα οικιακό περιβάλλον που αξιοποιεί την τεχνολογία για να παρέχει αυτοματοποιημένο και ευφυή έλεγχο των οικιακών συστημάτων.[31,39]

Στο πλαίσιο αυτό, οι πράκτορες τεχνητής νοημοσύνης (AI agents) διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο[38]. Ο πράκτορας AI είναι ένα υπολογιστικό σύστημα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του μέσω αισθητήρων και δρώντας πάνω σε αυτό χρησιμοποιεί εκκινητές, προκειμένου να επιτύχει συγκεκριμένους στόχους. Αυτοί οι πράκτορες σχεδιάζονται ώστε να αυτοματοποιούν συστήματα ελέγχου, να μαθαίνουν από τη συμπεριφορά των ανθρώπων και να προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες περιβαλλοντικές συνθήκες χωρίς να απαιτείται συνεχής ανθρώπινη παρέμβαση.[22]

2.2.1 Ορισμός και Χαρακτηριστικά

Ένας ευφυής πράκτορας ορίζεται ως «οποιοδήποτε ον ή σύστημα που μπορεί να θεωρηθεί ότι αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του μέσω αισθητήρων και δρα σε αυτό χρησιμοποιώντας εκκινητές»[41]. Οι πράκτορες αυτοί μπορούν να ποικίλλουν από απλά προγράμματα βάσει κανόνων έως πολύπλοκα συστήματα με ικανότητες μάθησης, λογικής επίτευξης στόχων και αλληλεπίδρασης με τον χρήστη. Οι πράκτορες AI μπορούν να υλοποιηθούν ως λογισμικό (π.χ. υπηρεσίες ασφαλείας), υλικό (π.χ. θερμοστάτες) ή ως συνδυασμός και των δύο (π.χ. ρομποτικά συστήματα).

Τα βασικά τους χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν:

- Αυτονομία: η ικανότητα λήψης αποφάσεων ανεξάρτητα.[38]
- Προδραστικότητα: η πρόβλεψη μελλοντικών καταστάσεων με βάση ιστορικά δεδομένα, παραμέτρους ή πληροφορίες από άλλους πράκτορες.[38]
- Αντιδραστικότητα: η άμεση απόκριση σε περιβαλλοντικές αλλαγές.[2]
- Επικοινωνία: η δυνατότητα ανταλλαγής γνώσης και αίτησης πληροφοριών από άλλους πράκτορες για βελτίωση της απόδοσης.[1]

2.2.2 Ικανότητες Μάθησης και Προσαρμογής

- Μηχανική Μάθηση (ML): Η μηχανική μάθηση αποτελεί υποτομέα της τεχνητής νοημοσύνης που μπορεί να ενισχύσει σημαντικά τις λειτουργίες και τις στρατηγικές ελέγχου των HEMS. Περιλαμβάνει εποπτευόμενες, μη εποπτευόμενες, ημι-εποπτευόμενες και τεχνικές ενισχυτική μάθηση.[11,36]

- Βαθιά Ενισχυτική Μάθηση (Deep Reinforcement Learning - DRL): Η DRL αντιπροσωπεύει σημαντική εξέλιξη στη δημιουργία αυτόνομων συστημάτων με βαθύτερη κατανόηση σύνθετων περιβαλλόντων. Χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα (DNNs) για την προσέγγιση της λειτουργίας ωφέλειας ή της βέλτιστης στρατηγικής του πράκτορα. Τα DNNs αποτελούν καθολικούς προσεγγιστές (universal approximators) ικανούς να μοντελοποιήσουν οποιαδήποτε συνάρτηση, επιτρέποντας έτσι την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.[11,16]
- Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning - RL): Στα περιβάλλοντα RL, ο πράκτορας αλληλεπιδρά με το περιβάλλον του μέσω μιας σειράς παρατηρήσεων, ενεργειών και ανταμοιβών, με στόχο τη μεγιστοποίηση της αθροιστικής μελλοντικής ανταμοιβής. Η RL βασίζεται στη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος και μπορεί να επιλύσει προβλήματα διαδοχικής λήψης αποφάσεων.[11,37]
- RL Βασισμένη σε Μοντέλο vs. Χωρίς Μοντέλο: Η RL βασισμένη σε μοντέλο υποθέτει ότι ο πράκτορας γνωρίζει τη δυναμική του συστήματος (πώς μεταβάλλονται οι καταστάσεις και πώς παράγονται οι ανταμοιβές), ενώ η RL χωρίς μοντέλο επιτρέπει στον πράκτορα να μαθαίνει βέλτιστες στρατηγικές χωρίς προγενέστερη γνώση της συμπεριφοράς του συστήματος.[11]
- Μάθηση Ρουτινών και Αναγνώριση Προτύπων: Οι ευφυείς πράκτορες μπορούν να μάθουν τις ρουτίνες των χρηστών και να ανιχνεύουν πρότυπα στη χρήση των συσκευών. Παρακολουθώντας σε πραγματικό χρόνο τις τάσεις κατανάλωσης ενέργειας μέσω έξυπνων μετρητών και αισθητήρων, το σύστημα μαθαίνει πότε και πώς χρησιμοποιούνται οι συσκευές, επιτρέποντας εξατομικευμένη βελτιστοποίηση. Αυτοί οι πράκτορες μπορούν επίσης να ανταποκρίνονται δυναμικά σε αλλαγές στη συμπεριφορά ή στο περιβάλλον.[37]

Οι πράκτορες AI μπορούν να ενσωματώσουν πολλαπλές πηγές δεδομένων —όπως η συμπεριφορά των χρηστών, η κατανάλωση σε επίπεδο συσκευών και οι περιβαλλοντικές μεταβλητές— για να προβλέψουν τις μελλοντικές ενεργειακές ανάγκες και να βελτιστοποιήσουν τα πλάνα κατανάλωσης ενέργειας ανάλογα.

2.2.3 Αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Πράκτορα (Human-in-the-Loop):

Οι σύγχρονες τεχνολογίες έξυπνων κατοικιών μεταβαίνουν από την απλή αυτοματοποίηση σε πιο συνεργατικά μοντέλα, όπου ο ρόλος του χρήστη γίνεται κεντρικός, πιο αναλυτικά :

- Οι τεχνολογίες έξυπνων κατοικιών σχεδιάζονται ολοένα και περισσότερο με έμφαση στην αλληλεπίδραση με τον χρήστη.[39]
- Τα συστήματα που ενσωματώνουν φωνητικό έλεγχο, εφαρμογές κινητών ή διεπαφές φυσικής γλώσσας βελτιώνουν σημαντικά τη χρηστικότητα και την προσβασιμότητα.[7]
- Αυτή η μετάβαση από συστήματα καθαρά αυτοματοποιημένα σε εκείνα που συμπεριλαμβάνουν την ανθρώπινη εισροή επιτρέπει στους χρήστες να διαμορφώνουν ενεργά το οικιακό τους περιβάλλον, εκμεταλλευόμενοι παράλληλα την ευφυή αυτοματοποίηση.[22]
- Οι συνομιλητικές διεπαφές προσθέτουν ένα διαισθητικό επίπεδο, επιτρέποντας στους χρήστες να διαχειρίζονται ρουτίνες και προτιμήσεις χωρίς να απαιτείται τεχνική εξειδίκευση ή αυστηρές διεπαφές.[4]
- Η εμπλοκή του χρήστη είναι κρίσιμη στην αλληλεπίδραση, ειδικά όταν η διεπαφή είναι ένας πράκτορας ικανός για φυσική συνομιλία. Τα συστήματα αυτά στοχεύουν στην ανίχνευση και προσαρμογή στα επίπεδα αλληλεπίδρασης του χρήστη ώστε να διατηρείται η συνεχιζόμενη επικοινωνία.[4]

2.2.4 Πολυ-Πρακτορικά Συστήματα (Multi-Agent Systems - MAS):

Ένα πολυ-πρακτορικό σύστημα είναι μια προσέγγιση όπου ομάδες πρακτόρων συνεργάζονται για να εκπληρώσουν μια αποστολή ή να ολοκληρώσουν εργασίες που θα ήταν αναποτελεσματικές ή ανέφικτες για έναν μόνο, πολύπλοκο πράκτορα.[13]

- Οι πράκτορες εντός MAS πρέπει να επικοινωνούν, να συνεργάζονται και να συντονίζονται μεταξύ τους.[13]
- Τα MAS εφαρμόζονται σε πεδία όπως η ρομποτική, η διαχείριση πόρων, οι τηλεπικοινωνίες και η οικονομία. Σε έξυπνα περιβάλλοντα, τα MAS έχουν ιδιαίτερη αξία στη διαχείριση της κατανομής και ζήτησης ενέργειας.[14]

- Οι τεχνολογίες βασισμένες στη λογική είναι θεμελιώδεις για το σχεδιασμό ευφυών συστημάτων, παρέχοντας ανθρώπινα κατανοητή λογική, αναπαράσταση γνώσης και αποτελεσματικό συντονισμό.[12]

2.2.5 Ηθικά Διλήμματα και Κίνδυνοι

Παρόλο που η Τεχνητή Νοημοσύνη (TN) ενισχύει την ευημερία της κοινωνίας, η ευρεία εφαρμογή της εισάγει σημαντικά ηθικά διλήμματα στη λήψη αποφάσεων, όπως η μεροληψία αλγορίθμων, οι διακρίσεις που βασίζονται σε δεδομένα και η ασαφής κατανομή ευθύνης [17, 21]. Ένα από τα βασικά προβλήματα είναι οι λεγόμενες Αρνητικές Παρενέργειες (Negative Side Effects - NSEs), οι οποίες μπορεί να προκύψουν όταν οι πράκτορες TN λειτουργούν με βάση ανεπαρκή ή λανθασμένα μοντέλα του περιβάλλοντος, παραβλέποντας κρίσιμες πτυχές που επηρεάζουν την απόδοση και την ασφάλεια. Η ελλιπής γνώση ή κατανόηση μπορεί να οδηγήσει σε απρόβλεπτα και ενδεχομένως ανεπιθύμητα αποτελέσματα [10].

Για την αντιμετώπιση αυτών των κινδύνων, εθνικοί και διεθνείς οργανισμοί έχουν αναπτύξει ηθικές κατευθυντήριες γραμμές και ρυθμιστικά πλαίσια που επιχειρούν να ενσωματώσουν ηθικές αρχές στο σχεδιασμό και την ανάπτυξη συστημάτων TN [21]. Παράλληλα, η νομοθεσία αποσκοπεί στη διασφάλιση ότι οι πράκτορες TN συμμορφώνονται με σαφώς καθορισμένους κανόνες συμπεριφοράς, ενσωματωμένους τόσο στον αρχικό σχεδιασμό όσο και στους αλγορίθμους λήψης αποφάσεων [22].

Ωστόσο, παρότι τεχνικές λύσεις όπως οι “kill switches” — δηλαδή μηχανισμοί λογισμικού ή υλικού που μπορούν να διακόψουν άμεσα τη λειτουργία ενός πράκτορα TN — θεωρούνται απαραίτητες, δεν επαρκούν για την αντιμετώπιση των επιπτώσεων σε περιπτώσεις όπου η ζημιά έχει ήδη προκληθεί [22]. Η ενσωμάτωση ηθικών κανόνων στον κώδικα των συστημάτων TN συνεπάγεται περιορισμούς όχι μόνο για τον ίδιο τον πράκτορα, αλλά και για τους προγραμματιστές, τους χρήστες και τους κατόχους των συστημάτων. Η διδασκαλία αφηρημένων εννοιών όπως η «δικαιοσύνη» ή η «λογική συμπεριφορά» σε έναν τεχνητό πράκτορα εξακολουθεί να αποτελεί μία από τις μεγαλύτερες τεχνικές και φιλοσοφικές προκλήσεις της εποχής [22].

2.2.6 Ορισμός και Τυπολογίες Πρακτόρων AI

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αναφέρεται σε συστήματα που επιδεικνύουν ευφυή συμπεριφορά αναλύοντας το περιβάλλον τους και λαμβάνοντας ενέργειες — αυτόνομα έως ένα βαθμό — για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων[23]. Ένα ευφύες λογισμικό ή ρομποτικό σύστημα, γνωστό και ως «πράκτορας», είναι μια υπολογιστική οντότητα ικανή για λογική ή γνωστική συλλογιστική, αυτόνομες αποφάσεις, συνεργασία με άλλους πράκτορες όταν απαιτείται (κοινωνικότητα), αντίληψη του περιβάλλοντος λειτουργίας (αντιδραστικότητα) και προδραστική δράση για την εκπλήρωση των στόχων της.[1]

- Αντιδραστικοί Πράκτορες: Ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα με προκαθορισμένες ενέργειες, π.χ. ένας θερμοστάτης που απενεργοποιεί τη θέρμανση όταν επιτυγχάνεται συγκεκριμένη θερμοκρασία. Εμφανίζουν συνήθως γραμμική λογική αποφάσεων βάσει περιβαλλοντικών παραμέτρων.[1]
- Σκεπτόμενοι (Deliberative) Πράκτορες: Διατηρούν ένα εσωτερικό μοντέλο και σχεδιάζουν ενέργειες βασιζόμενοι σε συλλογιστική λογική γύρω από διαθέσιμες πληροφορίες.[12]
- Υβριδικοί Πράκτορες: Συνδυάζουν στοιχεία που ανταποκρίνονται άμεσα στο περιβάλλον με στοιχεία που βασίζονται σε σκέψη και ανάλυση. Για παράδειγμα, μια υβριδική ρομποτική αρχιτεκτονική μπορεί να περιλαμβάνει μηχανισμούς που λαμβάνουν ηθικές αποφάσεις, πέρα από τις απλές αντιδράσεις σε εξωτερικά ερεθίσματα.[12,22]
- Επικοινωνιακοί Πράκτορες: Αλληλεπιδρούν με ανθρώπους μέσω φυσικής γλώσσας. Τα chatbots αποτελούν χαρακτηριστικά παραδείγματα, σχεδιασμένα να μιμούνται ανθρώπινη αλληλεπίδραση μέσω κειμένου ή ομιλίας. Χρησιμοποιούνται σε πεδία όπως η εξυπηρέτηση πελατών, η υγειονομική περίθαλψη, οι πωλήσεις και η ψυχολογική υποστήριξη, ενισχύοντας την εμπλοκή των χρηστών μέσω εξατομικευμένων εμπειριών.[22]

2.2.7 Ρόλος Πρακτόρων ΑΙ στα Συστήματα Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας (HEMS)

Τα HEMS χρησιμοποιούν ΑΙ για τη διαχείριση συστημάτων θέρμανσης, εξαερισμού και κλιματισμού. Για παράδειγμα, μπορεί να προγραμματίζουν την ενεργοποίηση του λέβητα ώστε να αποφεύγονται οι ώρες αιχμής, λαμβάνοντας υπόψη τη μόνωση του κτιρίου.[38]

- Έλεγχος Φωτισμού και Ασφάλειας: Ένας έξυπνος πράκτορας υποστηρίζει τον αυτοματοποιημένο και ενεργειακά αποδοτικό έλεγχο φωτισμού και συστημάτων ασφάλειας σε έξυπνα σπίτια.[31]
- Βελτιστοποίηση Κατανάλωσης Ενέργειας: Τα HEMS μπορούν να αξιοποιήσουν αλγορίθμους ΑΙ για μείωση κόστους ηλεκτρικής ενέργειας, διαχείριση αιχμών φορτίου και βελτίωση της άνεσης των χρηστών λαμβάνοντας υπόψη τις τιμές ηλεκτρικής ενέργειας, τις μετεωρολογικές προβλέψεις, τις προτιμήσεις των χρηστών και ιστορικά δεδομένα χρήσης.[36]

Ο πράκτορας ΑΙ που περιγράφεται στην παρούσα διατριβή συνδυάζει χαρακτηριστικά από διάφορους τύπους πρακτόρων:

- Ως υβριδικός πράκτορας, συνδυάζει λογική λήψης αποφάσεων με συνομιλητικές δυνατότητες. Αυτονομεί την ενεργοποίηση του ηλεκτρικού θερμοσίφωνα με βάση ιστορικά δεδομένα χρήσης και ορισμένα από τον χρήστη γεγονότα. Η πρόβλεψη ζήτησης πραγματοποιείται μέσω ανάλυσης δεδομένων.
- Ως επικοινωνιακός πράκτορας, επιτρέπει στον χρήστη να αλληλεπιδρά μέσω φυσικής γλώσσας. Αυτό ενισχύει την προσέγγιση που επικεντρώνεται στον χρήστη. Οι επικοινωνιακοί πράκτορες, όπως τα chatbots, αυξάνουν την εμπλοκή του συστήματος προσφέροντας εξατομικευμένες υπηρεσίες. Ενσωματώνοντας δεδομένα από φυσικές και ψηφιακές πηγές —όπως φορητές συσκευές και εφαρμογές κοινωνικής δικτύωσης— μπορούν να κατανοούν καλύτερα τη συμπεριφορά των ανθρώπων και να βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων ενεργειακής ζήτησης.

Ο σχεδιασμός του πράκτορα αυτού ευθυγραμμίζεται με τις αρχές της θεωρίας ευφύων πρακτόρων, της έρευνας έξυπνων κατοικιών και του σχεδιασμού διαδραστικών συστημάτων, καλύπτοντας

παράλληλα λειτουργικούς στόχους (ενεργειακή διαχείριση) και στόχους χρηστικότητας (ευκολία αλληλεπίδρασης και άνεση χρήση).

2.3 Τεχνικές Έξυπνου Ελέγχου Οικιακών Συσκευών

Ο έλεγχος των οικιακών συσκευών με ευφυή και προσαρμοστικό τρόπο αποτελεί μία από τις βασικές προκλήσεις στο σχεδιασμό και τη λειτουργία των σύγχρονων συστημάτων έξυπνων κατοικιών. Ο κεντρικός στόχος είναι η ισορροπία μεταξύ ενεργειακής απόδοσης και άνεσης του χρήστη, λαμβάνοντας υπόψη τις μεταβολές στη συμπεριφορά των ενοίκων, τις περιβαλλοντικές συνθήκες και τη δυναμική τιμολόγηση της ενέργειας. Οι παραδοσιακές στρατηγικές ελέγχου παραμένουν διαδεδομένες στα νοικοκυριά λόγω της απλότητας και της ευκολίας χρήσης τους. Ωστόσο, είναι εγγενώς περιορισμένες όσον αφορά την ανταπόκριση και την προσαρμοστικότητά τους. Αυτά τα συμβατικά συστήματα λειτουργούν βάσει στατικών παραμέτρων και συχνά αδυνατούν να λαμβάνουν υπόψη τις διακυμάνσεις της ζήτησης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο ή την παρουσία του χρήστη, οδηγώντας σε αναποτελεσματικότητα και περιττή σπατάλη ενέργειας.[31,37,39]

Για να ξεπεραστούν αυτοί οι περιορισμοί, ερευνητές και μηχανικοί έχουν μελετήσει ένα ευρύ φάσμα ευφών μεθοδολογιών ελέγχου. Αυτές οι προσεγγίσεις αποσκοπούν στον συγχρονισμό της λειτουργίας των συσκευών με τα πραγματικά πρότυπα χρήσης, αξιοποιώντας δεδομένα από ποικίλες πηγές, όπως αισθητήρες, έξυπνοι μετρητές, εισροές από τον χρήστη και ιστορικά αρχεία κατανάλωσης. Τα προκύπτοντα συστήματα ελέγχου είναι ικανά να προσαρμόζονται δυναμικά σε συμπεριφορικές τάσεις, περιβαλλοντικές αλλαγές και στόχους διαχείρισης ενέργειας.[39]

2.3.1 Συστήματα Ελέγχου Βασισμένα σε Κανόνες

Μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους ευφούς ελέγχου στο πλαίσιο των έξυπνων κατοικιών είναι τα συστήματα ελέγχου που βασίζονται σε κανόνες, τα οποία στηρίζονται σε ρητές, προκαθορισμένες λογικές δομές, συχνά εκφρασμένες σε μορφή «εάν-τότε» (if-then). Οι κανόνες αυτοί μπορεί να ενσωματώνουν γνώση ειδικών, προτιμήσεις χρήστη ή λειτουργικούς περιορισμούς[18]. Για παράδειγμα, ένας κανόνας μπορεί να ορίζει: «Εάν η ώρα είναι μεταξύ 07:00 και 09:00 και ο χρήστης έχει προγραμματισμένη εκδήλωση, τότε ενεργοποιήστε τον ηλεκτρικό θερμοσίφωνα». Τέτοια συστήματα προσφέρουν αρκετά πλεονεκτήματα:

- Διαφάνεια και ερμηνευσιμότητα: Τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες είναι εύκολα κατανοητά από χρήστες και προγραμματιστές, διευκολύνοντας τον εντοπισμό σφαλμάτων και την προσαρμογή.[18]
- Προβλεψιμότητα και ντετερμινισμός: Τα αποτελέσματά τους καθορίζονται πλήρως από τους κανόνες εισόδου, εξασφαλίζοντας σταθερή και ερμηνεύσιμη συμπεριφορά.[12]
- Ευκολία ενσωμάτωσης: Μπορούν να συνδεθούν απλά με διεπαφές χρήστη, όπως εφαρμογές κινητών ή συνομιλητικούς πράκτορες.[7]

Παρά τα οφέλη αυτά, τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες αντιμετωπίζουν σημαντικούς περιορισμούς:

- Έλλειψη προσαρμοστικότητας: Δεν μπορούν να γενικεύσουν πέρα από τους προκαθορισμένους κανόνες ούτε να μάθουν από νέα δεδομένα.[31]
- Προβλήματα κλιμάκωσης: Καθώς αυξάνεται ο αριθμός των κανόνων, η διαχείριση και η ενημέρωση του συστήματος καθίσταται ολοένα πιο πολύπλοκη.[15]
- Ανεπαρκής διαχείριση αβεβαιότητας: Τα συστήματα αυτά δυσκολεύονται σε δυναμικά περιβάλλοντα όπου η συμπεριφορά χρηστών, η παρουσία και οι εξωτερικές συνθήκες είναι έντονα μεταβλητές.[18]

Σε σενάρια διαχείρισης ενέργειας σε πραγματικό χρόνο, όπως η απόκριση ζήτησης (demand response), αυτά τα συστήματα συχνά αδυνατούν να διαχειριστούν την πολυπλοκότητα των αλληλεπιδρώντων μεταβλητών ή μεγάλων συνόλων δεδομένων. Ως εκ τούτου, η καταλληλότητά τους περιορίζεται συνήθως σε σχετικά απλές, καλά ορισμένες εργασίες.[14,4]

Στην παρούσα διατριβή, χρησιμοποιείται μια στρατηγική ελέγχου βασισμένη σε κανόνες ως θεμελιώδης μηχανισμός για τη διαχείριση της λειτουργίας ενός ηλεκτρικού θερμοσίφωνα. Η λογική λήψης αποφάσεων ενσωματώνει μοτίβα ώρας-ημέρας προερχόμενα από ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης (το σύνολο δεδομένων Plegma[40]), καθώς και γεγονότα ορισμένα από τον χρήστη μέσω μιας συνομιλητικής διεπαφής. Η αρχιτεκτονική αυτή δίνει έμφαση στη διαφάνεια για τον χρήστη, στην προβλεψιμότητα του συστήματος και στην ευκολία αλληλεπίδρασης, ευθυγραμμίζοντας τη με τους ευρύτερους στόχους της διατριβής για τη δημιουργία ενός εργαλείου διαχείρισης ενέργειας που εστιάζει στον άνθρωπο και την ευχρηστία.

2.3.2 Προγνωστικά Μοντέλα και Μηχανική Μάθηση

Για την αντιμετώπιση των περιορισμών της λογικής βασισμένης σε κανόνες, οι ερευνητές έχουν στραφεί όλο και περισσότερο σε προγνωστικά μοντέλα που βασίζονται σε δεδομένα, ιδιαίτερα σε αυτά που στηρίζονται στη μηχανική μάθηση (ML). Τα μοντέλα αυτά μπορούν να μάθουν σύνθετα μοτίβα από ιστορικά και δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας στα συστήματα να προβλέπουν τη χρήση συσκευών, να εκτιμούν τη συμπεριφορά των χρηστών και να βελτιστοποιούν αντίστοιχα τις στρατηγικές ελέγχου ενέργειας.[38]

Συνηθισμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται στον έλεγχο έξυπνων συσκευών περιλαμβάνουν[38]:

- Μοντέλα παλινδρόμησης (π.χ. πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση), τα οποία αναλύουν τη σχέση μεταξύ της ηλεκτρικής κατανάλωσης και μεταβλητών όπως ο καιρός, τα χαρακτηριστικά του κτιρίου και η συμπεριφορά των ενοίκων.
- Support Vector Machines (SVM), αποτελεσματικά τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση, με εφαρμογές στην πρόβλεψη της ζήτησης σε επίπεδο συσκευής.
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANNs), που μπορούν να μοντελοποιήσουν ιδιαίτερα μη γραμμικές εξαρτήσεις και έχουν ευρεία εφαρμογή στην πρόβλεψη φορτίου, τη βελτιστοποίηση άνεσης και την πρόβλεψη ζήτησης.
- Συστήματα Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic), τα οποία διαχειρίζονται την αβεβαιότητα και την ακριβεία με τη χρήση γλωσσικών κανόνων, επιτρέποντας ευέλικτη λήψη αποφάσεων σε περιβάλλοντα με ασαφή ή ελλιπή δεδομένα.
- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS), υβριδικά πλαίσια που συνδυάζουν την ικανότητα μάθησης των νευρωνικών δικτύων με την ερμηνευσιμότητα της ασαφούς λογικής, χρήσιμα για τον έλεγχο συσκευών και τον προγραμματισμό φορτίων.

Ιδιαίτερα, μοντέλα χρονοσειρών όπως τα ARIMA, τα Long Short-Term Memory (LSTM) δίκτυα και το Prophet έχουν αποδειχθεί πολύ αποτελεσματικά στο να μοντελοποιούν βραχυπρόθεσμα μοτίβα κατανάλωσης ηλεκτρικής ενέργειας. Αυτά τα εργαλεία μπορούν να προβλέψουν πότε η κατανάλωση ενέργειας αναμένεται να κορυφωθεί και να ενημερώσουν προληπτικές αποφάσεις

ελέγχου — για παράδειγμα, προθέρμανση νερού πριν από αναμενόμενη χρήση ή αναβολή λειτουργίας συσκευών σε περιόδους υψηλού κόστους ή μεγάλης φόρτισης.[22,38]

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης προσφέρουν αρκετά πλεονεκτήματα [5,38]:

- Προσαρμοστικότητα σε μεταβαλλόμενες συνθήκες και ρουτίνες χρηστών.
- Κλιμάκωση σε διάφορες συσκευές και μεγέθη συστημάτων.
- Δυνατότητα βελτιστοποίησης σε πραγματικό χρόνο όταν συνδυάζεται με γρήγορες υπολογιστικές πλατφόρμες.

Ωστόσο, παρουσιάζουν και ορισμένες προκλήσεις [3,38]:

- Εξάρτηση από δεδομένα: Απαιτούνται ποιοτικά και επαρκή σε μέγεθος σύνολα δεδομένων για την εκπαίδευση ακριβών μοντέλων.
- Υπολογιστική πολυπλοκότητα: Ορισμένοι αλγόριθμοι χρειάζονται σημαντική υπολογιστική ισχύ, ιδίως κατά τη φάση εκπαίδευσης.
- Ζητήματα ερμηνευσιμότητας: Πολλά μοντέλα ML, ιδιαίτερα τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα, λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά», δυσχεραίνοντας την κατανόηση ή την εμπιστοσύνη των χρηστών και εμπλεκόμενων φορέων στις αποφάσεις του συστήματος.

Για τον μετριασμό των κινδύνων που σχετίζονται με το «μαύρο κουτί» της φύσης της τεχνητής νοημοσύνης, θα πρέπει να ενσωματωθούν τεχνικές εξηγησιμότητας (Explainable AI, XAI) και σαφή μηχανισμοί ανάδρασης προς τον χρήστη, ειδικά σε εφαρμογές που απευθύνονται στον καταναλωτή, όπως τα έξυπνα σπίτια.[23]

2.3.3 Ενίσχυση Μάθησης και Έλεγχος Βασισμένος σε Βελτιστοποίηση

Μια όλο και πιο επιδραστική προσέγγιση στον ευφυή έλεγχο οικιακών συσκευών είναι η χρήση της ενισχυτικής μάθησης (Reinforcement Learning, RL) και μεθόδων βασισμένων σε βελτιστοποίηση, όπου ένας ελεγκτής ή πράκτορας μαθαίνει μια βέλτιστη πολιτική δράσης μέσω συνεχούς αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον του. Σε αντίθεση με την εποπτευόμενη μάθηση, όπου παρέχονται σωστές εξόδους, η RL βασίζεται σε πλαίσιο δοκιμής και λάθους, στο οποίο ο πράκτορας λαμβάνει ανταμοιβές ή ποινές ανάλογα με τις συνέπειες των ενεργειών του. Στόχος του πράκτορα

είναι η μεγιστοποίηση της σωρευτικής μακροπρόθεσμης ανταμοιβής, η οποία συχνά ερμηνεύεται ως εξοικονόμηση ενέργειας, θερμική άνεση ή ευθυγράμμιση με τις προτιμήσεις του χρήστη.[3,11,38]

Βασικές τεχνικές ενισχυτικής μάθησης περιλαμβάνουν:

- Q-learning: Βασικός αλγόριθμος που μαθαίνει συναρτήσεις αξίας για διαφορετικούς συνδυασμούς καταστάσεων-ενεργειών. Κατάλληλος για τον προγραμματισμό χρήσης συσκευών με βελτιστοποίηση βάσει κόστους και παραμέτρων άνεσης.[14,19]
- Deep Q-Networks (DQN): Επέκταση του Q-learning με τη χρήση βαθιών νευρωνικών δικτύων για τη διαχείριση μεγάλων ή συνεχών χώρων καταστάσεων. Οι DQN πράκτορες μπορούν να μάθουν πολιτικές από πολυδιάστατες εισόδους, όπως ιστορικά κατανάλωσης ενέργειας, πρότυπα παρουσίας και σήματα τιμολόγησης.[5,6]
- Experience replay: Τεχνική αποθήκευσης και τυχαίας δειγματοληψίας παρελθοντικών εμπειριών κατά την εκπαίδευση για βελτίωση της αποδοτικότητας μάθησης και μείωση συσχετίσεων στα δεδομένα.[5]
- Model Predictive Control (MPC): Μαθηματική στρατηγική βελτιστοποίησης που προβλέπει μελλοντικές καταστάσεις βάσει της δυναμικής του συστήματος και επιλέγει δράσεις ελέγχου που ελαχιστοποιούν μια συνάρτηση κόστους υπό περιορισμούς. Το MPC χρησιμοποιείται ευρέως σε συστήματα HVAC και έλεγχο θέρμανσης νερού.[5,11,16]

Οι μέθοδοι ενισχυτικής μάθησης και βελτιστοποίησης είναι ιδιαίτερα κατάλληλες για:

- Πολυπράκτορικά ή κατανεμημένα συστήματα ενέργειας. [11]
- Προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο σε ασταθείς καταστάσεις απόκρισης ζήτησης.[38]
- Σύνθετες ισορροπίες μεταξύ κόστους ενέργειας, άνεσης και σταθερότητας του δικτύου.[38]

Ωστόσο, συνοδεύονται από σημαντικές υπολογιστικές απαιτήσεις, ειδικά κατά την εκπαίδευση, και απαιτούν προσεκτικό σχεδιασμό των συναρτήσεων ανταμοιβής ώστε να αποφεύγεται η εμφάνιση ανεπιθύμητης ή επικίνδυνης συμπεριφοράς.[9,11]

2.3.4 Υβριδικές Αρχιτεκτονικές Ελέγχου

Αναγνωρίζοντας τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των επιμέρους τεχνικών, πολλά σύγχρονα συστήματα έξυπνων σπιτιών υιοθετούν υβριδικές αρχιτεκτονικές ελέγχου που συνδυάζουν κανόνες βασισμένους σε λογική με μονάδες μηχανικής μάθησης ή βελτιστοποίησης [12].

Ο σκοπός των υβριδικών συστημάτων είναι να συνδυάσουν ερμηνευσιμότητα, ευελιξία και ακρίβεια [9,11,22], διασφαλίζοντας ότι η διαδικασία λήψης αποφάσεων παραμένει προσανατολισμένη στον χρήστη ενώ ταυτόχρονα είναι ικανή να ανταποκρίνεται σε πολύπλοκα, βασισμένα σε δεδομένα μοτίβα[5]. Αυτή η προσέγγιση ευθυγραμμίζεται με τις συνεχιζόμενες προσπάθειες στον τομέα της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή και της εξηγησιμότητας της τεχνητής νοημοσύνης.[12,21]

Το σύστημα που παρουσιάζεται στην παρούσα διατριβή υιοθετεί μια στρατηγική ελέγχου βασισμένη σε κανόνες για τη διαχείριση της ενεργοποίησης του ηλεκτρικού θερμοσίφωνα, ενημερωμένη από προτύπα κατανάλωσης ανά ώρα και γεγονότα προγραμματισμένα από τον χρήστη μέσω μιας συνομιλιακής διεπαφής. Αυτή η προσέγγιση επιλέχθηκε λόγω της απλότητάς της, της διαφάνειας και της ευκολίας υλοποίησης, ειδικά όταν η ερμηνευσιμότητα από τον χρήστη και η αλληλεπίδραση ανθρώπου-πράκτορα είναι κρίσιμες.

Ενώ η λογική βασισμένη σε κανόνες είναι πρακτική για τον έλεγχο μιας μεμονωμένης συσκευής, μελλοντικές εκδόσεις του συστήματος ενδέχεται να ενσωματώσουν προγνωστικά στοιχεία, όπως μοντέλα μηχανικής μάθησης για πρόβλεψη χρήσης ή ενισχυτική μάθηση για προσαρμοστική βελτιστοποίηση άνεσης και ενέργειας. Αυτές οι βελτιώσεις θα επιτρέψουν στο σύστημα να κλιμακωθεί αποτελεσματικά και να ανταποκριθεί σε ευρύτερες συμφραζόμενες εισόδους, όπως προβλέψεις καιρού, σήματα της αγοράς ενέργειας ή συγκεντρωτικά δεδομένα συμπεριφοράς χρηστών.

Επιπλέον, με την ενσωμάτωση της λογικής ελέγχου μέσα σε έναν υβριδικό συνομιλιακό πράκτορα τεχνητής νοημοσύνης, το σύστημα παραμένει προσβάσιμο στους χρήστες μέσω φυσικής γλώσσας, προωθώντας τη χρηστικότητα και ενθαρρύνοντας την εμπλοκή. Αυτή η φιλοσοφία σχεδιασμού ευθυγραμμίζεται με τις τρέχουσες τάσεις στην έρευνα των συστημάτων έξυπνου σπιτιού, που

δίνουν έμφαση στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-εντός-βρόχου, την εξατομικευμένη αυτοματοποίηση και την ηθική ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης.[4,21]

Ο ευφυής έλεγχος συσκευών σε έξυπνα σπίτια εξελίσσεται πέρα από την στατική αυτοματοποίηση, προς την υιοθέτηση προσαρμοστικών, βασισμένων σε δεδομένα και προσανατολισμένων στον χρήστη στρατηγικών[4]. Η ενσωμάτωση της λογικής βασισμένης σε κανόνες, της προγνωστικής ανάλυσης, της μηχανικής μάθησης και των τεχνικών βελτιστοποίησης αποτελεί σημαντική πρόοδο στην ικανότητα διαχείρισης της ενέργειας με αποτελεσματικότητα, διατηρώντας ταυτόχρονα την άνεση και τον έλεγχο από τον χρήστη.[7,22,37,39]

Τοποθετώντας αυτή την έρευνα στο πλαίσιο ενός συνομιλιακού πράκτορα AI, η διατριβή συμβάλλει στην ανάπτυξη της επόμενης γενιάς Συστημάτων Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας, που δεν είναι μόνο ευφυή στη λειτουργία τους, αλλά και διαισθητικά στη μορφή τους. Ο συνδυασμός εισόδων από αισθητήρες σε πραγματικό χρόνο, ανάλυσης ιστορικών δεδομένων και ανθρώπινης συνομιλίας τοποθετεί τον χρήστη στο κέντρο του ελέγχου, αξιοποιώντας παράλληλα την υπολογιστική ισχύ της τεχνητής νοημοσύνης για τη βελτιστοποίηση των αποφάσεων.

Αυτή η πολυεπίπεδη στρατηγική ελέγχου — που ξεκινά με εξηγησιμους κανόνες και επεκτείνεται προς την προσαρμοστική νοημοσύνη — λειτουργεί ως μια κλιμακούμενη βάση για μελλοντικά έξυπνα περιβάλλοντα, όπου ενέργεια, δεδομένα και άνθρωποι αλληλεπιδρούν ομαλά για την επίτευξη αποδοτικότητας και βιωσιμότητας.

2.4 Διεπαφές Φυσικής Γλώσσας στα Έξυπνα Σπίτια

Καθώς τα έξυπνα σπίτια εξελίσσονται συνεχώς, η αλληλεπίδραση με τον χρήστη αναδεικνύεται ως ένας βασικός παράγοντας για τη χρηστικότητά τους και την ευρεία υιοθέτησή τους[38,39]. Οι παραδοσιακοί μηχανισμοί ελέγχου συχνά απαιτούν χειροκίνητη ρύθμιση και μπορεί να μην είναι προσβάσιμοι σε χρήστες με διαφορετικά τεχνολογικά υπόβαθρα[7]. Αντίθετα, οι διεπαφές φυσικής γλώσσας (Natural Language Interfaces – NLIs) προσφέρουν έναν εγγενώς φιλικό προς τον άνθρωπο τρόπο αλληλεπίδρασης, επιτρέποντας την επικοινωνία με έξυπνα συστήματα μέσω ομιλίας ή γραπτής γλώσσας που μιμείται την καθημερινή συνομιλία.[4]

Μια διεπαφή φυσικής γλώσσας επιτρέπει στους χρήστες να δίνουν εντολές, να θέτουν ερωτήματα και να λαμβάνουν ανατροφοδότηση χρησιμοποιώντας φυσικό λόγο ή κείμενο. Υποδομές αυτών των διεπαφών αποτελούν τεχνικές από την Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing – NLP) και, σε πιο προχωρημένα συστήματα, την Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Understanding – NLU). Αυτές οι τεχνολογίες αναλύουν την είσοδο του χρήστη, αναγνωρίζουν τις προθέσεις (intents), εξάγουν κρίσιμα συμφραζόμενα (entities) και παράγουν σημασιολογικά κατάλληλες απαντήσεις του συστήματος[7]. Σε περιβάλλοντα έξυπνων σπιτιών, οι NLIs λειτουργούν ως γέφυρα ανάμεσα στους ανθρώπινους χρήστες και τον πλήθος των υποσυστημάτων που διαχειρίζονται τον φωτισμό, τον έλεγχο κλιματισμού, την ασφάλεια, τον προγραμματισμό και τη διαχείριση συσκευών.[39]

2.4.1 Συνομιλιακοί Πράκτορες και Εικονικοί Βοηθοί

Ενδεικτικές υλοποιήσεις NLIs στα έξυπνα σπίτια περιλαμβάνουν συνομιλιακούς πράκτορες όπως το Amazon Alexa, το Google Assistant και την Apple Siri. Οι εικονικοί αυτοί βοηθοί ενσωματώνουν αναγνώριση φωνής, NLP και υπολογισμούς βασισμένους στο νέφος [7,18] για την εκτέλεση εργασιών που περιλαμβάνουν — μεταξύ άλλων — τα εξής:

- Ενεργοποίηση ή απενεργοποίηση συσκευών.
- Ρύθμιση θερμοστατών.
- Απάντηση σε ερωτήσεις σχετικά με τον καιρό, τον χρόνο ή το ημερολόγιο.
- Διαχείριση υπενθυμίσεων και προγραμματισμένων γεγονότων.
- Περιήγηση και αγορά προϊόντων.
- Ανάγνωση ειδήσεων ή προγνώσεων καιρού.
- Υποβοήθηση σε συναλλαγές ή κρατήσεις υπηρεσιών, όπως εστιατόρια.[8,24]

Τα chatbots αποτελούν ιδιαίτερα διαδεδομένη μορφή συνομιλιακού πράκτορα. Αυτά τα συστήματα προσομοιώνουν ανθρώπινο διάλογο σε γραπτή (κείμενο) ή προφορική (φωνητική) μορφή χρησιμοποιώντας τεχνολογίες NLP και μηχανικής μάθησης. Στις υπηρεσίες προς καταναλωτές, έχουν καταστεί καθοριστικά στην αναμόρφωση της διαχείρισης πωλήσεων,

υποστήριξης και εμπλοκής πελατών, αντικαθιστώντας ή συμπληρώνοντας το ανθρώπινο δυναμικό πρώτης γραμμής.[3,23,24]

Παρά την πολυπλοκότητά τους, αυτά τα συστήματα παρουσιάζουν ορισμένους τεχνικούς και ηθικούς περιορισμούς, οι οποίοι περιλαμβάνουν:

- Κεντροποίηση: Οι περισσότεροι εμπορικοί βοηθοί βασίζονται σε κεντρικές, υποδομές νέφους, περιορίζοντας τη λειτουργικότητα εκτός σύνδεσης.[24]
- Εξάρτηση από σύνδεση στο διαδίκτυο: Η λειτουργία τους απαιτεί συνεχή συνδεσιμότητα, δημιουργώντας πιθανότητες σφάλματος σε περιορισμένα ή αποσυνδεδεμένα περιβάλλοντα.[12]
- Έλλειψη διαφάνειας: Η λογική λήψης αποφάσεων συχνά παραμένει αδιαφανής, ειδικά σε συστήματα με βάση τα νευρωνικά δίκτυα. Παρόλο που η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βελτιώσει την κατανόηση και να υποστηρίξει σύνθετες αποφάσεις, η εξηγησιμότητα είναι κρίσιμη — ιδιαίτερα όταν τα συστήματα επηρεάζουν θέματα ασφάλειας, ιδιωτικότητας ή ευημερίας.[3]
- Περιορισμένη προσαρμογή και ευελιξία: Αυτοί οι βοηθοί είναι γενικά βελτιστοποιημένοι για ευρείες χρήσεις και προσφέρουν ελάχιστες δυνατότητες προσαρμογής σε εξειδικευμένα περιβάλλοντα. Η εξατομίκευση της λογικής λήψης αποφάσεων ή η ενσωμάτωση νέων σχεδίων ελέγχου συνήθως δεν περιλαμβάνονται στο σχεδιασμό τους.[7,18]

Επιπλέον, οι πλατφόρμες αυτές ενδέχεται να αντιμετωπίζουν ζητήματα προκατάληψης, κινδύνους σχετικούς με το απόρρητο και περιορισμένη εξηγησιμότητα, ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιούνται μηχανισμοί ενισχυτικής μάθησης ή προσωποποίησης βασισμένοι σε δεδομένα. Για παράδειγμα, οι κύκλοι ανατροφοδότησης από τους χρήστες μπορούν να εδραιώσουν συστηματικές προκαταλήψεις, ενώ η ασαφής ευθυγράμμιση μεταξύ του νοητικού μοντέλου του ανθρώπου και της συμπεριφοράς που μαθαίνει ο πράκτορας μπορεί να προκαλέσει σύγχυση ή λανθασμένες υποθέσεις.[21]

2.4.2 Εξατομικευμένοι Πράκτορες AI για HEMS και Προσαρμοσμένη Λογική

Οι περιορισμοί των εμπορικών εικονικών βοηθών αναδεικνύουν την αυξανόμενη ανάγκη για προσαρμοσμένες, ειδικές στη χρήση, διεπαφές φυσικής γλώσσας, ιδιαίτερα στο πλαίσιο των Συστημάτων Διαχείρισης Οικιακής Ενέργειας (Home Energy Management Systems – HEMS). Αυτά τα συστήματα στοχεύουν στη βελτιστοποίηση της παραγωγής, της διανομής και της κατανάλωσης ενέργειας σε επίπεδο κατοικίας μέσω ευφυούς προγραμματισμού και αυτόνομης λήψης αποφάσεων.[39]

Ενώ οι εμπορικοί βοηθοί εστιάζουν σε γενικής χρήσης αλληλεπιδράσεις, ένας προσαρμοσμένος πράκτορας AI ενσωματωμένος σε NLI μπορεί να προσφέρει:

- Τοπικές δυνατότητες λογισμικού που δεν εξαρτώνται από υπηρεσίες νέφους.[31]
- Διαφανή, εξηγήσιμη συμπεριφορά προσαρμοσμένη στις προτιμήσεις του χρήστη.[31]
- Υποστήριξη για προσομοιώσεις και περιβάλλοντα δοκιμών χωρίς σύνδεση.[38]
- Βαθύτερη ενσωμάτωση με συγκεκριμένες συσκευές και ρουτίνες χρηστών.[31]
- Στοχοθετημένη λήψη αποφάσεων, ενημερωμένη από συμφραζόμενα όπως το κόστος ενέργειας, η συμπεριφορά συσκευών και τα προγραμματισμένα γεγονότα του χρήστη.[31]

Στην παρούσα διατριβή, η αναπτυγμένη διεπαφή φυσικής γλώσσας είναι μια κειμενοκεντρική συνομιλιακή διεπαφή σχεδιασμένη ειδικά για τη διαχείριση και τον προγραμματισμό της λειτουργίας μιας συσκευής υψηλής ενεργειακής κατανάλωσης — του ηλεκτρικού θερμοσίφωνα — με βάση γεγονότα ορισμένα από τον χρήστη. Ο χρήστης μπορεί να αλληλεπιδρά φυσικά με τον πράκτορα χρησιμοποιώντας φράσεις όπως:

- «Πρόσθεσε ντους στις 7 π.μ. αύριο.»
- «Ακύρωσε το ραντεβού στις 9 μ.μ.»
- «Τι γεγονότα έχω σήμερα;»
- «Θα είναι αναμμένος ο θερμοσίφοντας στις 8 π.μ.;»

Αυτές οι εντολές ερμηνεύονται από τον πράκτορα ώστε να ενημερωθεί το ημερολόγιο των γεγονότων, το οποίο με τη σειρά του καθοδηγεί τις αποφάσεις ελέγχου με γνώμονα την ενεργειακή

απόδοση — για παράδειγμα, την προθέρμανση του νερού πριν από το προγραμματισμένο ραντεβού. Η στενή σύνδεση μεταξύ προγραμματισμού και αυτοματισμού αποτελεί ουσιαστική πρόοδο σε σχέση με τις εμπορικές πλατφόρμες, οι οποίες συνήθως δεν παρέχουν δυναμική λογική βασισμένη σε συμφραζόμενα δεδομένα χρήστη ή καταστάσεις συστήματος.

2.4.3 Αναγνώριση Προθέσεων και Διαχείριση Διαλόγου

Στον πυρήνα κάθε αποτελεσματικής διεπαφής φυσικής γλώσσας (NLI) βρίσκεται η ικανότητά της να ερμηνεύει την πρόθεση του χρήστη[7]. Η διαδικασία αναγνώρισης πρόθεσης περιλαμβάνει αρκετά αλληλεξαρτώμενα βήματα:

1. Κατάτμηση και συντακτική ανάλυση – Διάσπαση της εισόδου του χρήστη σε νοηματικές μονάδες (tokens) και ανάλυση της δομής της πρότασης.[19]
2. Κατηγοριοποίηση πρόθεσης – Προσδιορισμός του στόχου του χρήστη βάσει του κειμένου, χρησιμοποιώντας είτε κανόνες γραμματικής είτε ταξινομητές μηχανικής μάθησης.[25]
3. Εξαγωγή οντοτήτων – Αναγνώριση σχετικών παραμέτρων όπως χρόνοι, ημερομηνίες, ονόματα συσκευών ή προτιμήσεις χρήστη (π.χ. «7 π.μ.», «ντους», «αύριο»).[25]
4. Παρακολούθηση κατάστασης διαλόγου – Διατήρηση του συμφραζόμενου της συζήτησης σε πολλαπλούς γύρους, υποστηρίζοντας συνεκτικές απαντήσεις και ενέργειες.[5]

Το σύστημα της διατριβής έχει σχεδιαστεί με περιορισμένη ταξονομία προθέσεων, προσαρμοσμένη στο συγκεκριμένο πεδίο εφαρμογής, γεγονός που επιτρέπει ακριβή έλεγχο και προβλέψιμη συμπεριφορά, μειώνοντας την ασάφεια και αυξάνοντας την αξιοπιστία της ερμηνείας. Για παράδειγμα, ο πράκτορας μπορεί να αναγνωρίσει την εντολή «πρόσθεσε ντους σήμερα στις 6 μ.μ.», να εξάγει την πρόθεση ως `create_event`, και τις οντότητες `event_type=ντους`, `time=18:00`, `date=σήμερα`.

Για να διατηρηθεί η ανθεκτικότητα στη διαχείριση διαλόγου, οι στρατηγικές διαχείρισης πρέπει να υποστηρίζουν εφεδρικές προθέσεις (fallback intents), αιτήματα διευκρίνισης και διαλόγους επιβεβαίωσης. Για παράδειγμα, μπροστά σε ασαφείς εισόδους όπως «προγραμματίσε κάτι το πρωί», το σύστημα μπορεί να ανταποκριθεί με: «Μπορείτε να προσδιορίσετε την ακριβή ώρα;»

Σε πιο προχωρημένες υλοποιήσεις, αυτή η διαδικασία μπορεί να αξιοποιεί μοντέλα βαθιάς μάθησης, όπως γλωσσικά μοντέλα βασισμένα σε μετασχηματιστές (transformers), για βελτίωση της γενίκευσης. Ωστόσο, για τις ανάγκες του παρόντος συστήματος μια ντετερμινιστική ροή παρέχει την ιδανική ισορροπία ανάμεσα σε εξηγησιμότητα, αποδοτικότητα και ακρίβεια εντός του ορισμένου τομέα του έξυπνου σπιτιού.

2.4.4 Προκλήσεις στο Σχεδιασμό Διεπαφών Φυσικής Γλώσσας για Αυτοματισμό Οικίας

Παρόλο που η υπόσχεση των διεπαφών φυσικής γλώσσας (Natural Language Interfaces – NLIs) σε περιβάλλοντα έξυπνων σπιτιών είναι σαφής, η υλοποίησή τους αντιμετωπίζει σημαντικές προκλήσεις που εκτείνονται σε τεχνικούς, γνωστικούς και ηθικούς τομείς[12]. Ακολουθούν μερικά από τα πιο επίμονα ζητήματα που αντιμετωπίζουν οι προγραμματιστές και οι ερευνητές:

1. Γλωσσική Αμφισημία

Η φυσική γλώσσα είναι εγγενώς αμφίσημη. Φράσεις όπως «ρύθμισε ένα γεγονός το πρωί» στερούνται της απαιτούμενης σαφήνειας για την ερμηνεία από μηχανές. Οι άνθρωποι βασίζονται σε κοινό συμφραζόμενο και έμμεση κατανόηση — δυνατότητες που εξακολουθούν να είναι περιορισμένες στα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης. Η επίλυση τέτοιων αμφισημιών απαιτεί είτε:

- Διευκρινίσεις από τον χρήστη μέσω διαλόγου, είτε
- Εμπιστοσύνη σε προεπιλεγμένες παραδοχές συμφραζομένων, οι οποίες όμως δεν ευθυγραμμίζονται πάντα με τις προθέσεις του χρήστη.[22]

2. Διάκριση Αναφορών

Σε περιβάλλοντα με πολλαπλές συσκευές, φράσεις όπως «άνοιξέ το» πρέπει να αποδοθούν σε συγκεκριμένες συσκευές. Ομοίως, χρονικές εκφράσεις όπως «αργότερα» ή «επόμενη Δευτέρα» πρέπει να μεταφραστούν σε ακριβείς χρονικές στιγμές. Αυτό απαιτεί ισχυρούς

μηχανισμούς επίλυσης συνεκτικών αναφορών και χρονικής ανάλυσης, ιδανικά βασισμένους σε κοινό ημερολόγιο ή αρχείο γεγονότων του χρήστη.[12]

3. Διαχείριση Σφαλμάτων και Ομαλή Υποβάθμιση

Τα συστήματα NLI πρέπει να είναι ανθεκτικά σε παρερμηνείες. Ένα κακώς διαχειρισμένο σφάλμα μπορεί να οδηγήσει όχι μόνο σε λειτουργική αποτυχία, αλλά και σε απώλεια εμπιστοσύνης από τον χρήστη. Οι στρατηγικές αποκατάστασης περιλαμβάνουν:

- Επιβεβαίωση αβέβαιων ενεργειών («Εννοείτε τον λέβητα ή το θερμαντικό;»)
- Προσφορά εναλλακτικών επιλογών
- Καταγραφή ασαφών εισόδων για μελλοντική ανάλυση[36]

4. Ανησυχίες για την Ιδιωτικότητα και την Παρακολούθηση

Πολλές εμπορικές διεπαφές NLI λειτουργούν με συνεχόμενο άκουσμα ενεργοποίησης και αποστολή δεδομένων ήχου ή κειμένου σε υπηρεσίες νέφους. Αυτή η συμπεριφορά εγείρει σημαντικά ζητήματα απορρήτου. Αντίθετα, ένα τοπικό σύστημα, όπως το αναπτυγμένο στην παρούσα διατριβή, διαφυλάσσει την ιδιωτικότητα επεξεργαζόμενο τις εντολές τοπικά και αποθηκεύοντας δεδομένα μόνο εντός του οικιακού περιβάλλοντος.[21]

5. Εξηγησιμότητα και Διαφάνεια

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης, ιδιαίτερα τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα, συχνά λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά», προσφέροντας περιορισμένη ορατότητα στον τρόπο λήψης αποφάσεων. Αυτή η έλλειψη εξηγησιμότητας υπονομεύει τόσο την εμπιστοσύνη των χρηστών όσο και τη διαδικασία αποσφαλμάτωσης. Σε περιβάλλοντα με υψηλό ρίσκο — όπως ο έλεγχος ενέργειας ή η υγεία — αυτή η αδιαφάνεια είναι απαράδεκτη. Η προσέγγιση της διατριβής, αντίθετα, δίνει προτεραιότητα σε ερμηνεύσιμες λογικές ροές και ιχνηλάσιμες αποφάσεις.[12]

6. Περιορισμοί Τομέα και Συμφραζομένων

Σε αντίθεση με γενικής χρήσης chatbots, μια διεπαφή φυσικής γλώσσας για τον έλεγχο έξυπνου σπιτιού πρέπει να λειτουργεί εντός σαφώς ορισμένου τομέα, που αποτελεί τόσο πλεονέκτημα όσο και περιορισμό. Βελτιώνει την απόδοση και ακρίβεια, αλλά περιορίζει την ευελιξία. Ωστόσο, αυτή η ανταλλαγή συχνά δικαιολογείται σε εφαρμογές όπου η ασφάλεια ή η χρηστικότητα έχουν κρίσιμη σημασία, όπου η προβλέψιμη συμπεριφορά υπερέχει της ελεύθερης συνομιλίας.[27]

2.4.5 Ανθρώπο-Κεντρική Αλληλεπίδραση

Το σύστημα που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο αυτής της διατριβής συνδυάζει αρχές από την - κεντρική μηχανική λογισμικού πρακτόρων (Agent-Oriented Software Engineering – AOSE), την ενεργειακή αποδοτικότητα και την ανθρώπο-κεντρική αλληλεπίδραση. Ενσωματώνει βέλτιστες πρακτικές τόσο από τον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης με επίγνωση συμφραζομένων όσο και από τη σχεδίαση έξυπνων συστημάτων που επιτρέπουν προσαρμοστική, ερμηνεύσιμη και συνεργατική αυτοματοποίηση [2, 22].

Σε αντίθεση με παραδοσιακά, μονολιθικά προγράμματα, η αρχιτεκτονική βασίζεται σε αυτόνομους, αρθρωτούς πράκτορες που διαθέτουν επικοινωνιακές και συλλογιστικές ικανότητες. Ο ΑΙ πράκτορας λειτουργεί όχι μόνο αυτόνομα αλλά και σε συνεργασία με τον χρήστη, αξιοποιώντας κανόνες και αλγορίθμους φυσικής γλώσσας για να λαμβάνει αποφάσεις βασισμένες σε συμφραζόμενα. Η χρήση της φυσικής γλώσσας ως μέσου εισόδου φέρνει στο προσκήνιο την προσέγγιση "human-in-the-loop AI", κατά την οποία η αυτοματοποίηση δεν αντικαθιστά τη γνώμη του ανθρώπου αλλά τη συμπληρώνει με τρόπο εξηγήσιμο και διαφανή [22].

Παράλληλα, η διατριβή επιτυγχάνει μια καινοτόμα σύνθεση ανάμεσα στη νοημοσύνη και την ενεργειακή διαχείριση. Η φυσική γλώσσα δεν χρησιμοποιείται μόνο για τον προγραμματισμό γεγονότων αλλά ερμηνεύεται ως ένδειξη πρόθεσης που επηρεάζει τη στρατηγική ενεργοποίησης ενεργοβόρων συσκευών, όπως ο ηλεκτρικός θερμοσίφωνας. Ο πράκτορας αξιοποιεί:

- γεγονότα ορισμένα από τον χρήστη (π.χ. "παρουσίαση", "γυμναστήριο").
- ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης.

- πρότυπα συμπεριφοράς βάσει επαναλαμβανόμενων χρήσεων.

Μέσω της ενσωμάτωσης αυτών των στοιχείων, το σύστημα μεταβαίνει από παθητική καταγραφή σε ενεργητική πρόβλεψη: για παράδειγμα, η ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα γίνεται χρονικά ευθυγραμμισμένη με μελλοντικά γεγονότα, λαμβάνοντας υπόψη τις ώρες αιχμής, τις προσωπικές ρουτίνες ή την ανάγκη για συγχρονισμό μεταξύ πολλών χρηστών.

Αυτό το επίπεδο "contextual intelligence" προσδίδει στο σύστημα τη δυνατότητα να ενεργεί όχι απλώς αντανakλαστικά, αλλά προβλεπτικά και ευέλικτα — καθιστώντας τη συμπεριφορά του πράκτορα τόσο ερμηνεύσιμη όσο και ενεργειακά αποδοτική [2].

Επιπρόσθετα, η χρήση διεπαφής φυσικής γλώσσας (Natural Language Interface – NLI) αναβαθμίζει σημαντικά τη χρηστικότητα. Οι χρήστες μπορούν να προγραμματίσουν, να ερωτήσουν ή να ακυρώσουν γεγονότα με απλό και κατανοητό τρόπο (π.χ. "άναψε το θερμαντήρα στις 7", "ακύρωσε το αυριανό γεγονός") χωρίς να απαιτείται γνώση περίπλοκων εφαρμογών ή μενού. Η σχεδίαση ακολουθεί τις αρχές καλής πρακτικής στην αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής [4, 24, 25]:

- απλότητα στην έκφραση·
- ανοχή σε σφάλματα·
- συνέπεια στη συμπεριφορά του πράκτορα·
- σεβασμό στην αυτονομία και στις προτιμήσεις του χρήστη [22, 25].

Αυτό έχει ιδιαίτερη σημασία για ομάδες πληθυσμού με χαμηλή εξοικείωση στη χρήση τεχνολογίας, όπως ηλικιωμένοι ή τεχνοφοβικοί χρήστες, διευρύνοντας την προσβασιμότητα και τη δυνητική υιοθέτηση σε πραγματικά νοικοκυριά [24, 39].

Συνολικά, το σύστημα που παρουσιάζεται σε αυτή τη διατριβή αποτελεί ένα παράδειγμα σύγχρονης, υβριδικής και ανθρώπο-κεντρικής τεχνητής νοημοσύνης, η οποία όχι μόνο αντιδρά σε εντολές αλλά ερμηνεύει, προβλέπει και ευθυγραμμίζεται με την ανθρώπινη πρόθεση και τις ενεργειακές απαιτήσεις του φυσικού περιβάλλοντος. Με αυτόν τον τρόπο, συμβάλλει ουσιαστικά στη διαμόρφωση ενός νέου παραδείγματος για ευφυή περιβάλλοντα κατοικίας, στα οποία η τεχνολογία δεν είναι απλώς εργαλείο, αλλά διαμεσολαβητής καθημερινής άνεσης, αποδοτικότητας και διαφάνειας [12, 18, 24, 25, 39].

2.5 Σύνολα Δεδομένων Έξυπνων Σπιτιών για Έρευνα

Η ανάπτυξη και η αξιολόγηση ευφών συστημάτων για περιβάλλοντα έξυπνων σπιτιών εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την πρόσβαση σε δεδομένα πραγματικού κόσμου. Τα σύνολα δεδομένων αυτά παρέχουν το εμπειρικό υπόβαθρο για την ανάλυση της συμπεριφοράς των χρηστών, των προτύπων χρήσης συσκευών, των περιβαλλοντικών συνθηκών και της κατανάλωσης ενέργειας. Είναι ιδιαίτερα κρίσιμα για την εκπαίδευση και τη δοκιμή αλγορίθμων ελέγχου, την επικύρωση προσομοιωτικών περιβαλλόντων και τη συγκριτική αξιολόγηση νέων προσεγγίσεων.[29,33,38]

Κατά την τελευταία δεκαετία, έχουν αναδειχθεί αρκετά δημόσια διαθέσιμα σύνολα δεδομένων έξυπνων σπιτιών, που καταγράφουν δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας τόσο σε συνολικό επίπεδο όσο και ανά συσκευή. Ενώ αυτά τα σύνολα δεδομένων έχουν επιτρέψει σημαντική πρόοδο στην αποσύνθεση ενέργειας (energy disaggregation), στον προγραμματισμό χρήσης συσκευών και στη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς χρηστών, η πλειονότητά τους βασίζεται σε νοικοκυριά της Βόρειας Αμερικής ή της Βόρειας Ευρώπης και συχνά στερείται της αναλυτικότητας ή των συμφραζομένων που απαιτούνται για πιο ολοκληρωμένη μοντελοποίηση.[29,34,38]

Η παρατήρηση αυτή σχετικά με τα διαθέσιμα δημόσια σύνολα δεδομένων και τους περιορισμούς τους είναι ιδιαίτερα σημαντική για την προώθηση της ανάπτυξης των Συστημάτων Διαχείρισης Ενέργειας Οικίας (Home Energy Management Systems, HEMS)[52,53]. Τα δεδομένα αυτά έχουν καταστήσει δυνατή την πρόοδο στην μη παρεμβατική παρακολούθηση φορτίου (Non-Intrusive Load Monitoring, NILM), στον προγραμματισμό ελέγχου συσκευών και στη μοντελοποίηση συμπεριφοράς χρήστη[49,54,55]. Ωστόσο, η γεωγραφική προέλευση και η έλλειψη λεπτομερειών που αφορούν συγκεκριμένα συμφραζόμενα περιορίζουν συχνά την καθολική τους εφαρμογή, ιδιαίτερα σε περιοχές με διαφορετικό κλίμα, αρχιτεκτονικά χαρακτηριστικά και πολιτισμικές συνήθειες, όπως η Μεσόγειος.[27,28,29,35]

2.5.1 Ο Ρόλος των Συνόλων Δεδομένων στα HEMS

Τα HEMS στοχεύουν στη βελτιστοποίηση της παραγωγής και κατανάλωσης ενέργειας σε οικιακό επίπεδο, μέσω έξυπνου προγραμματισμού και ελέγχου των οικιακών συσκευών[15]. Αυτή η διαδικασία εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από δεδομένα σε πραγματικό χρόνο που προέρχονται από έξυπνους μετρητές και αισθητήρες[12]. Τα σύνολα δεδομένων είναι απαραίτητα για:

- Κατανόηση των προτύπων κατανάλωσης ενέργειας.
- Πρόβλεψη μελλοντικής κατανάλωσης.
- Αποσύνθεση των φορτίων ανά συσκευή.
- Ανίχνευση καταστάσεων λειτουργίας συσκευών.
- Εκτίμηση της αντίστοιχης κατανάλωσης ισχύος.

Η αποτελεσματική ενεργειακή διαχείριση στηρίζεται σε βαθιά κατανόηση αυτών των παραγόντων, η οποία μπορεί να προκύψει μόνο από σύνολα δεδομένων υψηλής ανάλυσης και πλούσια σε συμφραζόμενα.[38,39]

2.5.2 Δημοφιλή Σύνολα Δεδομένων Έξυπνων Σπιτιών και οι Περιορισμοί τους

Ορισμένα σύνολα δεδομένων χρησιμοποιούνται ευρέως στην έρευνα έξυπνων σπιτιών:

- REDD (Reference Energy Disaggregation Dataset): Συλλέχθηκε στις ΗΠΑ και περιλαμβάνει μετρήσεις ισχύος ανά συσκευή με ανάλυση ενός δευτερολέπτου για έξι νοικοκυριά. Αν και χρησιμοποιείται ευρέως σε NILM, η περίοδος συλλογής δεδομένων είναι σχετικά σύντομη και τα μεταδεδομένα περιορισμένα.
- UK-DALE (UK Domestic Appliance-Level Electricity): Παρέχει δεδομένα υψηλής ανάλυσης κάθε έξι δευτερόλεπτα για πέντε σπίτια στο Ηνωμένο Βασίλειο, συμπεριλαμβανομένης ενεργού και άεργου ισχύος. Παρότι κατάλληλο για αποσύνθεση ενέργειας, υστερεί σε περιβαλλοντικά και συμπεριφορικά μεταδεδομένα, περιορίζοντας την αξία του σε συμφραζόμενα.

- ECO (Electricity Consumption & Occupancy): Ελβετικό σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει κατανάλωση ενέργειας ανά συσκευή, δεδομένα παρουσίας και θερμοκρασίας σε έξι νοικοκυριά. Ιδιαίτερα χρήσιμο για τη μελέτη της συσχέτισης μεταξύ παρουσίας και κατανάλωσης ενέργειας.
- AMPds (Almanac of Minutely Power Dataset): Συλλέχθηκε στον Καναδά και περιέχει δεδομένα λεπτομερούς κατανάλωσης ηλεκτρικού ρεύματος, νερού και φυσικού αερίου από ένα σπίτι σε ετήσια βάση. Τα λεπτομερή μεταδεδομένα του το καθιστούν δημοφιλές στην έρευνα πολυ-πόρων.

Παρά την αξία τους, αυτά τα σύνολα δεδομένων συχνά αντανakλούν συμπεριφορές και τεχνολογίες που μπορεί να μην αντιπροσωπεύουν νοικοκυριά σε μεσογειακά κλίματα, όπου οι ανάγκες θέρμανσης, ψύξης και ζεστού νερού διαφέρουν λόγω καιρικών συνθηκών, κατασκευαστικών προτύπων και ρουτινών χρηστών. Επιπλέον, παράγοντες όπως τα κίνητρα, οι προτιμήσεις, το κοινωνικοοικονομικό υπόβαθρο και τα χαρακτηριστικά κτιρίων είναι απρόβλεπτοι και δημιουργούν προκλήσεις στον στρατηγικό ενεργειακό σχεδιασμό.

2.5.3 Προκλήσεις και Αναγκαιότητα Τοπικών και Ποιοτικών Δεδομένων

Όπως τονίστηκε στην προηγούμενη ενότητα, η έλλειψη λεπτομερών δεδομένων σχετικά με τα συμφοραζόμενα και τη συμπεριφορά των κατοίκων σε πολλά σύνολα δεδομένων αποτελεί σημαντική πρόκληση[38]. Πολλά από τα υπάρχοντα σύνολα δεδομένων δεν καταγράφουν μεταβλητές όπως εσωτερική θερμοκρασία, υγρασία, ή τη συμπεριφορά αλληλεπίδρασης με τις συσκευές. Αυτές οι παραλείψεις μειώνουν την χρησιμότητα των δεδομένων για τη δημιουργία πραγματικά προσαρμοστικών και εστιασμένων στον χρήστη Συστημάτων Διαχείρισης Ενέργειας Οικίας (HEMS).[36,39]

Επιπλέον, πολλά σύνολα δεδομένων δεν αντιπροσωπεύουν τα νοικοκυριά της Νότιας Ευρώπης[30]. Η Μεσόγειος παρουσιάζει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά—θερμότερο κλίμα, διαφορετικά πρότυπα κατοίκησης, διαφοροποιήσεις στα οικοδομικά υλικά και ευρεία χρήση ηλεκτρικών θερμοσίφωνων και κλιματιστικών. Αυτές οι διαφοροποιήσεις στα συμφοραζόμενα απαιτούν τοπικά σύνολα δεδομένων για ουσιαστικές γνώσεις σχετικά με τη διαχείριση ενέργειας σε τέτοια περιβάλλοντα.[34]

Η άνεση των χρηστών και η ποικιλομορφία στη συμπεριφορά παίζουν επίσης κεντρικό ρόλο στο σχεδιασμό ενεργειακά αποδοτικών έξυπνων σπιτιών. Η συμπεριφορική διαφορετικότητα, που επηρεάζεται από παράγοντες όπως η ηλικία, το εισόδημα, οι πολιτισμικές προσδοκίες και οι περιβαλλοντικές αντιλήψεις, επηρεάζει σημαντικά την κατανάλωση ενέργειας. Κατά συνέπεια, κάθε έξυπνο σύστημα διαχείρισης ενέργειας πρέπει να ενσωματώνει τόσο ποσοτικά (π.χ. κατανάλωση ισχύος) όσο και ποιοτικά (π.χ. ρουτίνα, τρόπος ζωής) δεδομένα, ώστε να παρέχει βελτιστοποιημένη αλλά και προσωποποιημένη απόδοση.[39]

Σε αυτό το πλαίσιο, η πειραματική εφαρμογή σε πραγματικά περιβάλλοντα είναι ανεκτίμητη. Οι προσομοιώσεις, αν και χρήσιμες για μοντελοποίηση και πρόβλεψη, συχνά αποτυγχάνουν να αποτυπώσουν την απρόβλεπτη και λεπτομερή φύση της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης με την τεχνολογία. Οι δοκιμές πεδίου σε πραγματικά σπίτια, παρά τις λογιστικές και ηθικές προκλήσεις, προσφέρουν μοναδικά δεδομένα για την αξιολόγηση της πραγματικής απόδοσης, την επικύρωση των αλγορίθμων ελέγχου και την κατανόηση της αποδοχής από τους χρήστες.[12,24,31,34]

2.5.4 Παρουσίαση του Συνόλου Δεδομένων Plegma

Για να αντιμετωπιστούν αυτοί οι περιορισμοί, αναπτύχθηκε το Σύνολο Δεδομένων Plegma[40], το πρώτο σύνολο δεδομένων υψηλής ανάλυσης από ελληνικά νοικοκυριά, προσφέροντας μια εναλλακτική λύση στα παραδοσιακά σύνολα δεδομένων. Το Plegma περιλαμβάνει δεδομένα από 13 σπίτια σε διάρκεια ενός έτους, εστιάζοντας σε νοικοκυριά μεσογειακού κλίματος.

Το σύνολο δεδομένων ξεχωρίζει για τα ακόλουθα βασικά χαρακτηριστικά:

- Υψηλή Χρονική Ανάλυση: Καταγράφει την κατανάλωση ισχύος τόσο σε επίπεδο ολόκληρου σπιτιού όσο και ανά συσκευή με διαστήματα 10 δευτερολέπτων. Αυτή η λεπτομερής ανάλυση είναι κρίσιμη για την ανίχνευση μεταβατικών γεγονότων, την ερμηνεία καταστάσεων συσκευών και τη λήψη αποφάσεων ευαίσθητων στον χρόνο.
- Πλούσια Συμφραζόμενα: Εκτός από τα ενεργειακά δεδομένα, το σύνολο περιλαμβάνει περιβαλλοντικές μεταβλητές (π.χ. εσωτερική θερμοκρασία και υγρασία), ρουτίνες χρηστών και δημογραφικές πληροφορίες, όπως αναφερόμενες καθημερινές

δραστηριότητες και προφίλ συμπεριφοράς. Αυτό επιτρέπει ποσοτικές και ποιοτικές αναλύσεις, θεμελιώνοντας τον έλεγχο συσκευών με επίγνωση συμπεριφοράς.

- Εστίαση σε Συσκευές: Μοναδικά, το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει στοιχεία από ηλεκτρικούς θερμοσίφωνες και κλιματιστικά—συσκευές συνηθισμένες στα ελληνικά νοικοκυριά αλλά υποεκπροσωπούμενες σε άλλα σύνολα δεδομένων. Αυτό καθιστά το Plegma ιδιαίτερα κατάλληλο για τη μελέτη ελέγχου και βελτιστοποίησης ενεργοβόρων συσκευών σχετικών με το μεσογειακό πλαίσιο.
- Γεωγραφική και Πολιτισμική Σχετικότητα: Με εστίαση σε νοικοκυριά της Νότιας Ευρώπης, το σύνολο αντικατοπτρίζει πραγματικά πρότυπα χρήσης πιο αντιπροσωπευτικά για τα μεσογειακά κλίματα, καλύπτοντας το σημαντικό γεωγραφικό κενό που υπάρχει στα περισσότερα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων έξυπνων σπιτιών.

Συνοψίζοντας, το Plegma γεφυρώνει το χάσμα ανάμεσα σε εμπειρικά ενεργειακά δεδομένα και τα πολιτισμικά και περιβαλλοντικά συμφραζόμενα μέσα στα οποία αυτά παράγονται. Παρέχει το είδος του πολυδιάστατου και ολοκληρωμένου συνόλου δεδομένων που είναι απαραίτητο για την ανάπτυξη έξυπνων, ανθρωποκεντρικών και γεωγραφικά κατάλληλων συστημάτων διαχείρισης ενέργειας οικίας.[40]

2.5.5 Αιτιολόγηση της Επιλογής του Συνόλου Δεδομένων

Η στρατηγική χρήση του συνόλου δεδομένων Plegma αποτελεί κεντρικό στοιχείο της μεθοδολογικής ακεραιότητας αυτής της διατριβής. Σε αντίθεση με πολλά άλλα σύνολα δεδομένων, το Plegma σχεδιάστηκε ρητά για να καλύψει τα συμφραζόμενα και τεχνικά κενά που αναγνωρίστηκαν στις υπάρχουσες συλλογές. Η λεπτομερής καταγραφή, η γεωγραφική εξειδίκευση και η ποικιλία συσκευών και συμπεριφορών το καθιστούν ιδανικό για το σχεδιασμό, την υλοποίηση και την επικύρωση έξυπνων πρακτόρων σε μεσογειακά νοικοκυριά.[40]

Από τεχνική άποψη, το σύνολο δεδομένων επιτρέπει ρεαλιστική προσομοίωση συστημάτων ελέγχου. Με τη χρήση συνεχών ροών δεδομένων και λεπτομερούς μεταδεδομένων, υποστηρίζεται η ανάπτυξη:

- Αλγορίθμων πρόβλεψης φορτίου, που προβλέπουν χρήση βάσει ιστορικής κατανάλωσης, εξωτερικών συνθηκών και προγραμματισμένων δραστηριοτήτων.

- Συμπεριφορικών μοντέλων σε επίπεδο συσκευών, που μαθαίνουν πότε και πώς χρησιμοποιούνται τυπικά οι συσκευές, επιτρέποντας αποτελεσματική και έγκαιρη λειτουργία.
- Σενάριων προσομοίωσης όπου ο AI πράκτορας δοκιμάζεται σε ποικίλες περιβαλλοντικές και συμπεριφορικές καταστάσεις, όπως εποχιακές μεταβολές ή διακοπή συνήθειας.

Από την πλευρά της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-υπολογιστή, το σύνολο δεδομένων παρέχει το απαραίτητο συμφραζόμενο υπόβαθρο για την υλοποίηση και αξιολόγηση Φυσικής Γλώσσας Διεπαφών (NLI). Αντί να απαιτείται ο χρήστης να αλληλεπιδρά με σταθερές ρυθμίσεις ή εφαρμογές, το σύστημα μπορεί να κατανοεί ευέλικτες εντολές (π.χ. «βεβαιώσου ότι ο θερμοσίφοντας είναι απενεργοποιημένος όσο είμαι στη δουλειά») και να τις ενσωματώνει στη λογική λήψης αποφάσεων. Αυτή η μετατόπιση από παθητικές διεπαφές σε διαδραστικό, συνομιλητικό έλεγχο αποτελεί τον πυρήνα της καινοτομίας αυτής της διατριβής.

2.6 Ανασκόπηση Παρόμοιων Εργασιών

Η παρούσα ενότητα εξετάζει υπάρχουσες ερευνητικές προσεγγίσεις και τεχνολογικές εφαρμογές που σχετίζονται με τον ευφυή έλεγχο οικιακών συσκευών, την αξιοποίηση τεχνητής νοημοσύνης (AI) για την ενεργειακή βελτιστοποίηση, καθώς και την ενσωμάτωση διεπαφών φυσικής γλώσσας (Natural Language Interfaces – NLI) σε αυτόνομα συστήματα διαχείρισης κατοικιών. Μέσα από τη συγκριτική ανάλυση των σχετικών έργων, αναδεικνύονται οι βασικοί άξονες προόδου στον τομέα, ενώ παράλληλα εντοπίζονται τα κενά και οι δυνατότητες διαφοροποίησης που καλύπτονται από την παρούσα εργασία.

Σημαντικός όγκος ερευνών έχει επικεντρωθεί στην αυτόνομη και βέλτιστη διαχείριση ενέργειας σε έξυπνα κτίρια και κατοικίες, επιδιώκοντας την ελαχιστοποίηση του ενεργειακού κόστους και τη βελτιστοποίηση της άνεσης των ενοίκων. Κοινός παρονομαστής στις περισσότερες προσεγγίσεις αποτελεί η λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο (real-time decision-making), η οποία θεωρείται κρίσιμη για την αποτελεσματική ενεργειακή διαχείριση [42]. Στο πλαίσιο αυτό, η αναγνώριση προτύπων μέσω μεθόδων Μηχανικής Μάθησης και Τεχνητής Νοημοσύνης συνιστά βασικό πεδίο εφαρμογής. Πιο συγκεκριμένα, η "data-driven" ανάλυση επιτρέπει τον εντοπισμό επαναλαμβανόμενων μοτίβων κατανάλωσης, τη διάγνωση ανωμαλιών, καθώς και τη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς των ενοίκων [42, 43, 44].

Πέραν των παραπάνω, έχουν προταθεί αρχιτεκτονικές που βασίζονται στην υπολογιστική "ομίχλης" (fog computing), όπου η αντιδραστική νοημοσύνη υλοποιείται σε συσκευές άκρου (edge devices), ενώ η στοχαστική νοημοσύνη μεταφέρεται στο cloud για περαιτέρω ανάλυση και εκμάθηση. Η προσέγγιση αυτή ευνοεί την ανάπτυξη υβριδικών συστημάτων με δυνατότητα άμεσης απόκρισης και μακροπρόθεσμου σχεδιασμού [43].

Η έννοια ενός υβριδικού AI συστήματος που συνδυάζει διαφορετικές τεχνικές είναι ευρέως διαδεδομένη στη βιβλιογραφία. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το iDorm, ένα ευφύες περιβάλλον κοιτώνα σχεδιασμένο ως πεδίο δοκιμών για διάχυτη υπολογιστική. Το σύστημα αξιοποιεί αρχιτεκτονική πολυπρακτορικού συστήματος (Multi-Agent System – MAS), με πράκτορες βασισμένους σε κατανεμημένη τεχνητή νοημοσύνη (Distributed AI – DAI) και λογική fuzzy-genetic. Ο στόχος του ήταν η δυναμική εκμάθηση των προτιμήσεων των ενοίκων σε σχέση με τον φωτισμό, τη θέρμανση και την ψύξη [45].

Αντίστοιχα, η παρούσα εργασία υιοθετεί μια πολυπρακτορική προσέγγιση με δύο διακριτούς AI πράκτορες: έναν πράκτορα συνομιλίας/ημερολογίου και έναν πράκτορα λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Η διάκριση των λειτουργιών αυτών συνάδει με δομές MAS που εντοπίζονται στη βιβλιογραφία, όπου οι πράκτορες αναλαμβάνουν εξειδικευμένους ρόλους. Σε αντίστοιχα παραδείγματα, έχουν παρουσιαστεί Room Agents που χειρίζονται τις άμεσες προτιμήσεις των χρηστών και ένας Coordinator Agent που είναι υπεύθυνος για πιο μακροπρόθεσμες στρατηγικές αποφάσεις [46, 47].

Για την καλύτερη κατανόηση των τεχνολογικών εξελίξεων στον τομέα των πολυπρακτορικών συστημάτων (Multi-Agent Systems – MAS) για τον έλεγχο ενέργειας σε κτίρια, παρακάτω παρουσιάζονται ενδεικτικές ερευνητικές εργασίες που έχουν συμβάλει ουσιαστικά στην καθιέρωση αυτών των προσεγγίσεων σε έξυπνα περιβάλλοντα.

Το έργο MASBO παρουσιάζει ένα πολυπρακτορικό σύστημα για τον ευφυή έλεγχο κτιρίων, με κύριο στόχο την επίτευξη ενεργειακής αποδοτικότητας. Η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει τρεις τύπους πρακτόρων —προσωπικούς, τοπικούς και κεντρικούς— και εστιάζει στην εκμάθηση προτιμήσεων σε κοινόχρηστο περιβάλλον καθώς και στην προσαρμοστική διαχείριση.[46]

Στο πλαίσιο πρώιμων ερευνητικών προσπαθειών στον χώρο των ευφύων περιβαλλόντων, περιγράφεται μια κατανεμημένη αρχιτεκτονική τεχνητής νοημοσύνης (Distributed Artificial

Intelligence – DAI), η οποία ενσωματώνει λογική τύπου fuzzy-genetic και μηχανισμούς μηχανικής μάθησης. Στόχος της είναι η αναγνώριση των προτιμήσεων των ενοίκων μέσω της παρακολούθησης καθημερινών ενεργειών, όπως η ρύθμιση του θερμοστάτη. Το σύστημα επιδεικνύει ικανότητα αυτόνομης μάθησης και δυναμικής προσαρμογής με βάση την ανθρώπινη αλληλεπίδραση, θέτοντας τα θεμέλια για πιο εξελιγμένα context-aware περιβάλλοντα.[48]

Σε επόμενες εξελίξεις στον τομέα των ευφυών συστημάτων, προτάθηκε ένα πολυπρακτορικό μοντέλο διαχείρισης ενέργειας, το οποίο ενεργοποιείται μόνο όταν εντοπίζεται παρουσία χρηστών στον χώρο και μειώνει αυτόματα τη θερμοκρασία όταν οι χρήστες απουσιάζουν. Η προσέγγιση αυτή θεωρείται πιο αποδοτική συγκριτικά με προηγούμενα μοντέλα, καθώς επιτυγχάνει αυξημένη ενεργειακή αποτελεσματικότητα, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα με πολλαπλούς χρήστες και διαφοροποιημένες περιοχές χρήσης.[49]

Προτάθηκε μια αποκεντρωμένη στρατηγική ελέγχου HVAC (Heating, Ventilation, and Air Conditioning) βασισμένη σε πράκτορες, η οποία λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο και είναι ειδικά σχεδιασμένη για ανάπτυξη σε δίκτυα αισθητήρων του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT). Η μέθοδος αυτή προσφέρει αυξημένη ταχύτητα απόκρισης και υψηλό βαθμό επεκτασιμότητας, καθιστώντας την κατάλληλη για εφαρμογή σε έξυπνα κτίρια με σύνθετες απαιτήσεις.[50]

Αναπτύχθηκε ένα πολυπρακτορικό σύστημα για τη διαχείριση της ενέργειας και της θερμικής άνεσης, το οποίο συντονίζει τη λειτουργία των συσκευών με βάση τις προγραμματισμένες δραστηριότητες των ενοίκων[52]. Το εν λόγω σύστημα έχει αναγνωριστεί ως παράδειγμα εφαρμογής καταναεμημένου και βέλτιστου ελέγχου σε περιβάλλοντα έξυπνων κτιρίων, προάγοντας τη συνεργατική λήψη αποφάσεων μεταξύ των επιμέρους υποσυστημάτων..[42]

Προτάθηκε ένα σύστημα ελέγχου το οποίο συνδυάζει ευρετική ευφυή βελτιστοποίηση με τεχνικές συγχώνευσης πληροφοριών, με σκοπό την επίτευξη ισορροπίας ανάμεσα στην ενεργειακή απόδοση και την ικανοποίηση των χρηστών. Το σύστημα αυτό προσαρμόζει δυναμικά τα σημεία ρύθμισης θερμοκρασίας, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τις ατομικές προτιμήσεις των ενοίκων όσο και εξωτερικές παραμέτρους, όπως οι περιβαλλοντικές συνθήκες.[51]

Παρουσιάστηκε ένα πλαίσιο πολυπρακτορικού συντονισμού για τη διαχείριση ενέργειας σε έξυπνα κτίρια, με στόχο τη βελτιστοποίηση της θερμικής άνεσης και τη μείωση της κατανάλωσης. Το σύστημα βασίζεται σε λογικές αναστρέψιμης σκέψης (defeasible logics) για την

αναπαράσταση της γνώσης και την επίλυση συγκρούσεων μεταξύ αντικρουόμενων προτιμήσεων χρηστών, πολιτικών συντήρησης και αιφνίδιων αναγκών.[47]

Κεφάλαιο 3 – Προετοιμασία Συνόλου Δεδομένων και Ανάλυση με Μηχανική Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

3.1 Εισαγωγή

Προτού υλοποιηθεί η λογική ελέγχου, είναι απαραίτητη η προετοιμασία ενός ποιοτικού συνόλου δεδομένων. Το σύνολο δεδομένων Plegma, ένα σύνολο υψηλής συχνότητας μετρήσεων έξυπνων σπιτιών από 13 ελληνικά νοικοκυριά, παρέχει τη βάση για ανάλυση, μοντελοποίηση και προσομοίωση.

Το κεφάλαιο αυτό περιγράφει τη ροή επεξεργασίας δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την προετοιμασία του dataset. Περιλαμβάνει την ανακατασκευή ελλειπόντων δεδομένων, τη συσσώρευση μετρήσεων υψηλής ανάλυσης, τη μηχανική χαρακτηριστικών για χρονική συμπεριφορά και την ενσωμάτωση περιβαλλοντικών μεταβλητών. Το κεφάλαιο διακρίνει δύο νοικοκυριά:

- Το Νοικοκυριό 13 χρησιμοποιήθηκε για την επίδειξη και επικύρωση τεχνικών ανακατασκευής ακατέργαστων δεδομένων.
- Το Νοικοκυριό 1 επιλέχθηκε τελικά για προσομοίωση και αξιολόγηση του ΑΙ πράκτορα λόγω της πληρότητας και της σταθερής δομής του.

3.2 Επιλογή Νοικοκυριών

Οι αρχικές προσπάθειες εστιάστηκαν στο Νοικοκυριό 13, το οποίο περιλάμβανε ηλεκτρικό θερμοσίφωνα και φαινόταν κατάλληλο για μοντελοποίηση. Ωστόσο, το ακατέργαστο σύνολο δεδομένων είχε κενό δύο μηνών — Φεβρουαρίου και Μαρτίου 2023 — ένα σημαντικό κενό στο χρονολόγιο.

Για να διασφαλιστεί η πληρότητα, τα ακατέργαστα δεδομένα σε επίπεδο συσκευών ανακατασκευάστηκαν χρησιμοποιώντας ευθυγράμμιση χρονικών σημάνσεων, συμπλήρωση τιμών και «as-of» συνδέσεις μεταξύ των συσκευών. Αυτά τα βήματα προεπεξεργασίας

αποκατέστησαν τους ελλείποντες μήνες, δημιουργώντας ένα πλήρες dataset κατάλληλο για περαιτέρω διερεύνηση.

Ωστόσο, για την προσομοίωση και την αξιολόγηση αποφάσεων του AI πράκτορα, επιλέχθηκε το Νοικοκυριό 1. Το συγκεκριμένο νοικοκυριό είχε ένα πλήρες dataset χωρίς κενά και ένα πλήρες έτος δεδομένων σε επίπεδο συσκευών, συνολικών μετρήσεων και περιβαλλοντικών παραμέτρων.

3.3 Ανακατασκευή Δεδομένων Νοικοκυριού 13

Η ανακατασκευή πραγματοποιήθηκε με χρήση των ακατέργαστων αρχείων csv που παρέχονται στο αρχείο του συνόλου δεδομένων Plegma. Η διαδικασία ακολούθησε την επίσημη μεθοδολογία του dataset και περιελάμβανε τα εξής:

- Ανάγνωση αρχείων σε επίπεδο συσκευών για total_consumption, ac_1, boiler, fridge και washing_machine.
- Τυποποίηση των χρονικών σημάνσεων για ευθυγράμμιση μεταξύ των συσκευών.
- Συμπλήρωσης ελλειπόντων τιμών.
- Χρήση λειτουργιών join_asof για συγχώνευση δεδομένων με βάση τις πιο κοντινές χρονικές σημάνσεις.
- Επικύρωση του συγχωνευμένου dataframe, συμπεριλαμβανομένου ελέγχου για τον εντοπισμό περιπτώσεων όπου η κατανάλωση συσκευής ξεπερνούσε τη συνολική μέτρηση. Ως αποτέλεσμα, δημιουργήθηκε ένα πλήρως ανακατασκευασμένο και επαληθευμένο αρχείο CSV για τον Μάρτιο και Φεβρουάριο του 2023, το οποίο προστέθηκε στα υπάρχοντα δεδομένα ώστε να ολοκληρωθεί το έτος για το Νοικοκυριό 13.

3.4 Ωριαία Συγκέντρωση και Μηχανική Χαρακτηριστικών

Για τη μείωση της διαστατικότητας των δεδομένων ανάλυσης 10 δευτερολέπτων, αναπτύχθηκε ένα δευτερεύον σενάριο που συγκεντρώνει τις μετρήσεις σε ωριαία διαστήματα. Η μετατροπή περιελάμβανε:

- Μέση ωριαία κατανάλωση ισχύος για βασικές συσκευές: συνολικό φορτίο, κλιματιστικά, θερμοσίφωνα.
- Παραγόμενα χρονικά χαρακτηριστικά:
 - ώρα της ημέρας.
 - ημέρα της εβδομάδας (εργάσιμη ή Σαββατοκύριακο).
 - κατηγορία ώρας της ημέρας (νωρίς το πρωί, πρωί, απόγευμα, βράδυ).

Αυτό επέτρεψε την ανίχνευση τάσεων με βάση τον χρόνο και έκανε τα δεδομένα κατάλληλα για έλεγχο.

3.5 Ενσωμάτωση Περιβαλλοντικών Δεδομένων

Αναγνωρίζοντας τη σημασία της θερμοκρασίας και της υγρασίας στα πρότυπα κατανάλωσης ενέργειας, εξήχθησαν και συγχωνεύτηκαν στο σύνολο δεδομένων ημερήσιοι μέσοι όροι περιβαλλοντικών μεταβλητών. Τα βήματα επεξεργασίας περιλάμβαναν:

- Ανάγνωση ημερήσιων αρχείων CSV περιβαλλοντικών δεδομένων (π.χ. εσωτερική θερμοκρασία, εξωτερική υγρασία).
- Μετατροπή χρονικών σημάνσεων και συσσώρευση σε ημερήσιους μέσους όρους.
- Συγχώνευση με τα ωριαία δεδομένα κατανάλωσης ενέργειας μέσω κοινού πεδίου ημερομηνίας.

Το εμπλουτισμένο σύνολο δεδομένων παρέχει στον πράκτορα ένα περιβαλλοντικό πλαίσιο που μπορεί να εξηγήσει αλλαγές στη συμπεριφορά του χρήστη ή να αιτιολογήσει αποφάσεις ενεργοποίησης (π.χ. ψυχρές ημέρες που προκαλούν αυξημένη χρήση θερμοσίφωνα).

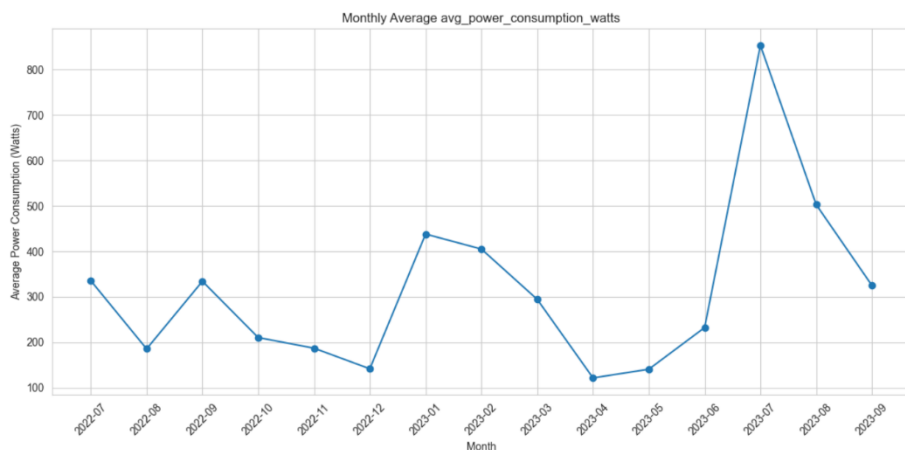
3.6 Οπτικοποίηση Δεδομένων

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζουμε μια σειρά από οπτικοποιήσεις που προέρχονται από το σύνολο δεδομένων Plegma, με στόχο την κατανόηση της κατανάλωσης ενέργειας, τα πρότυπα

χρήσης των συσκευών και τις περιβαλλοντικές συσχετίσεις. Οι οπτικοποιήσεις αυτές ήταν ουσιώδεις για τη λήψη αποφάσεων και τους κανόνες που ενσωματώθηκαν στον πράκτορα.

3.6.1 Μηνιαία Μέση Κατανάλωση Ισχύος

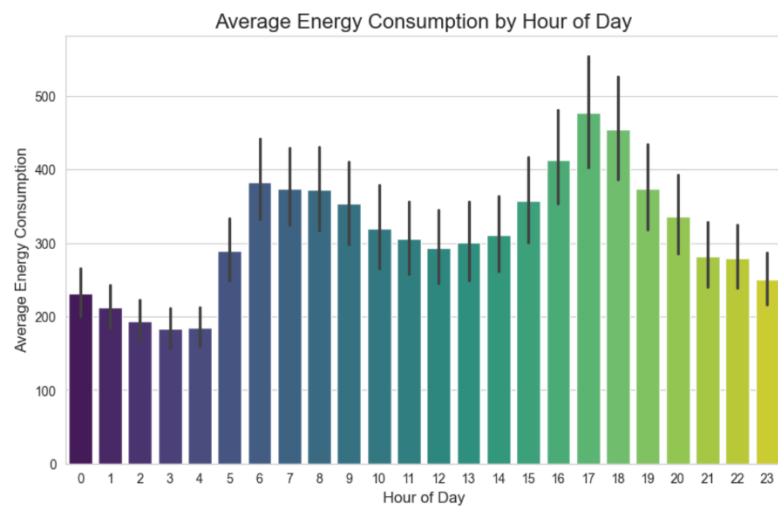
Παρατηρείται έντονη αύξηση στην κατανάλωση τον Ιούλιο του 2023, κυρίως λόγω της έντονης χρήσης των κλιματιστικών. Το γράφημα αυτό ενισχύει τη λογική πρόβλεψης υψηλής ζήτησης.



Εικόνα 1 Μηνιαία Μέση Κατανάλωση Ισχύος

3.6.2 Μέση Κατανάλωση Ανά Ώρα

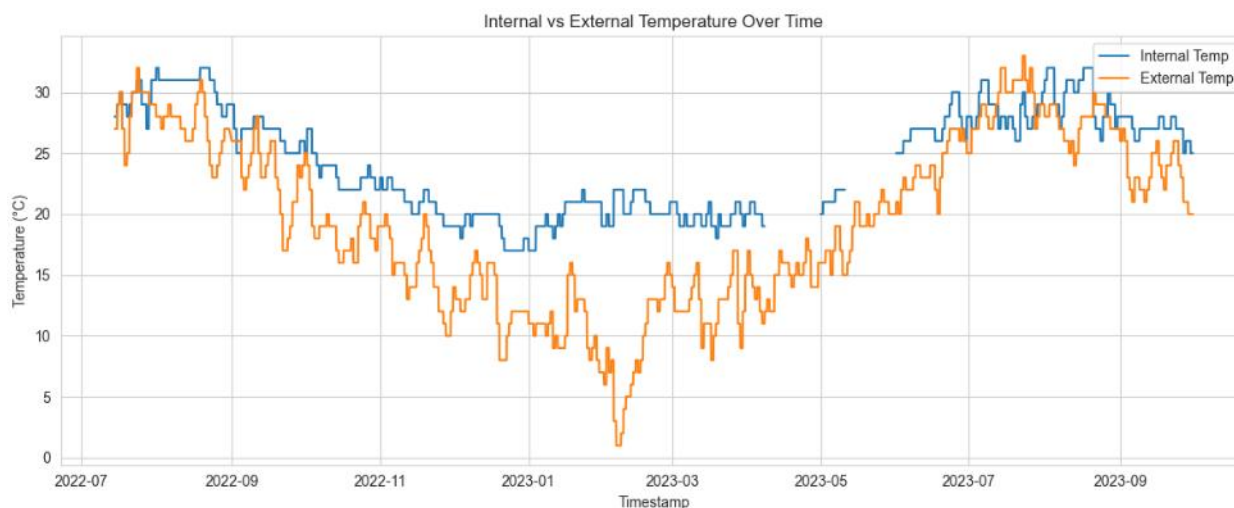
Το γράφημα παρουσιάζει ένα σαφές μοτίβο στην κατανάλωση ενέργειας, με αυξήσεις νωρίς το πρωί (06:00–09:00) και νωρίς το βράδυ (16:00–19:00), που συνδέονται με συνήθειες κύκλους δραστηριότητας σε οικιακό περιβάλλον



Εικόνα 2 Μέση Κατανάλωση Ενέργειας Ανά Ώρα

3.6.3 Εσωτερική - Εξωτερική Θερμοκρασία

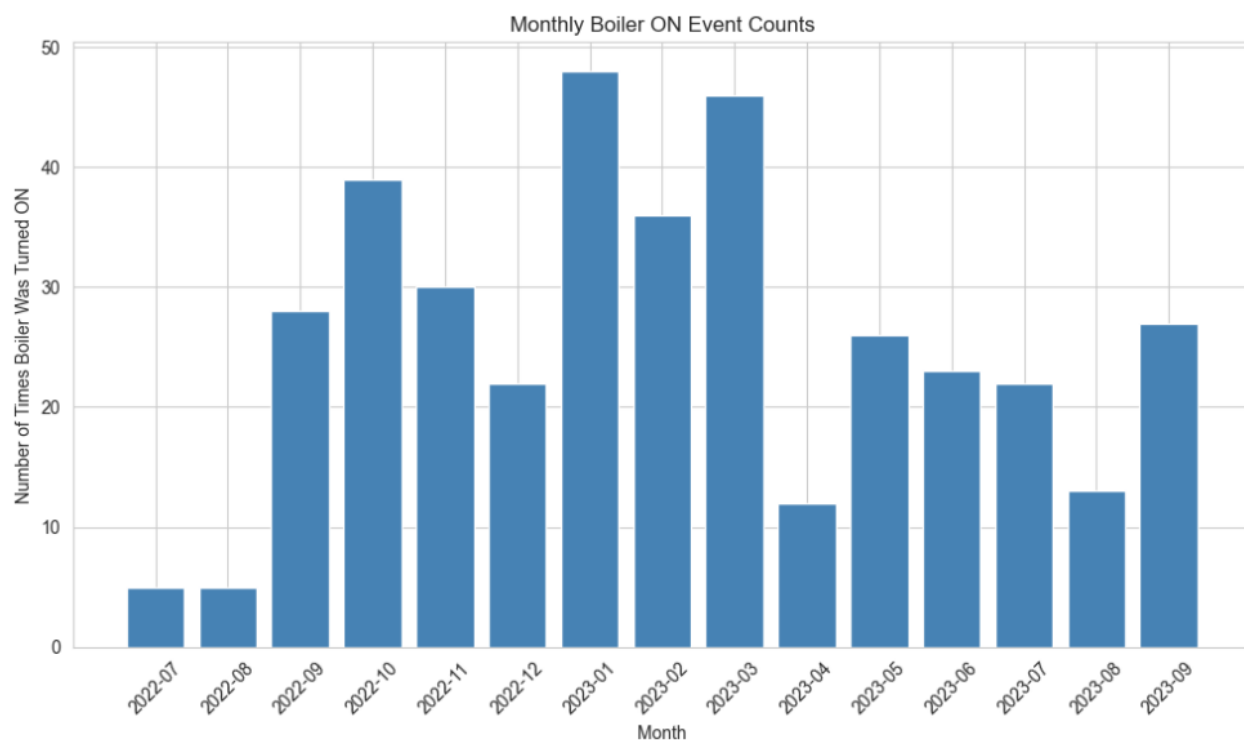
Το γράφημα δείχνει τη μεταβολή της εσωτερικής και εξωτερικής θερμοκρασίας στον χρόνο. Όπως αναμενόταν, οι καμπύλες ακολουθούν παρόμοια εποχιακή τάση, ωστόσο οι εσωτερικές θερμοκρασίες είναι πιο σταθερές. Το γράφημα αυτό ενισχύει τη χρήση των περιβαλλοντικών δεδομένων ως συμπληρωματικής πληροφορίας για την ανάγκη θέρμανσης.



Εικόνα 3 Εσωτερική έναντι Εξωτερικής Θερμοκρασίας

3.6.4 Μηνιαίες Ενεργοποιήσεις Θερμοσίφωνα

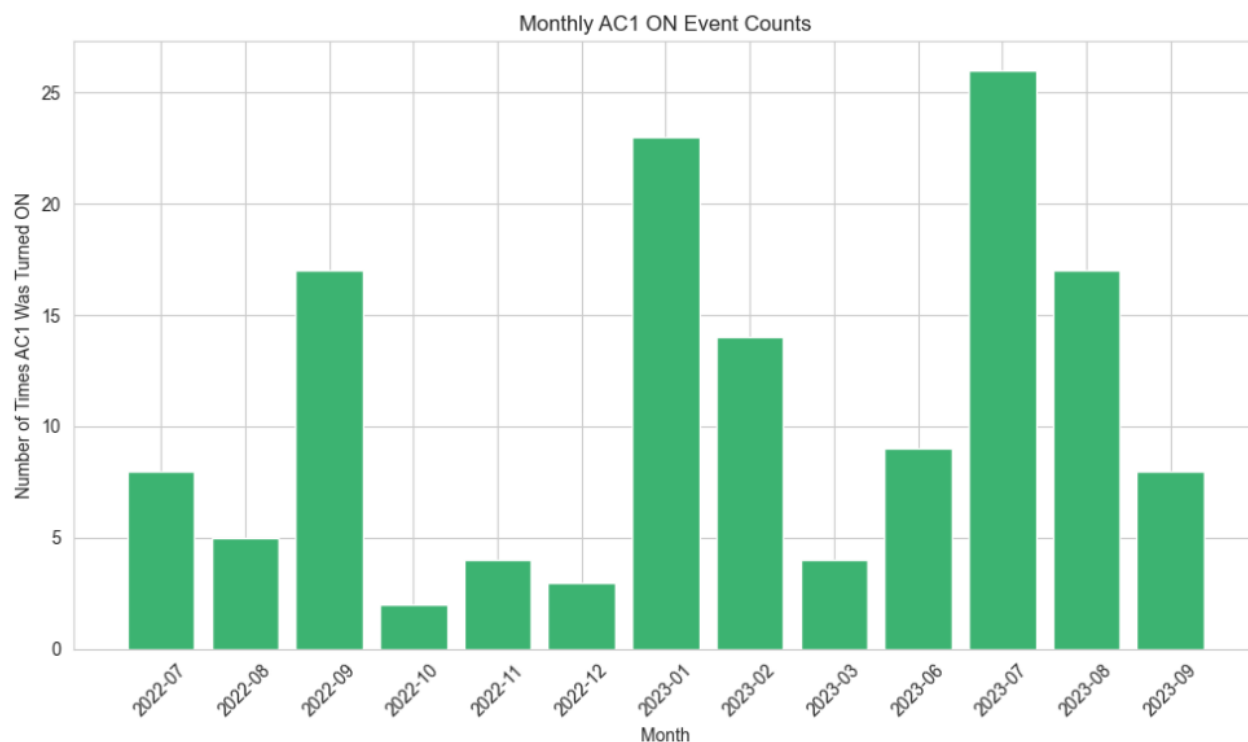
Η χρήση του θερμοσίφωνα συγκεντρώνεται κυρίως τους ψυχρότερους μήνες, όπως Ιανουάριο, Φεβρουάριο και Δεκέμβριο. Η τάση αυτή επιβεβαιώνει την επιλογή χρήσης ιστορικών δεδομένων με βάση την ημέρα του μήνα και την ημέρα της εβδομάδας στη λογική πρόβλεψης του πράκτορα.



Εικόνα 4 Μηνιαίες Ενεργοποιήσεις Θερμοσίφωνα

3.6.5 Χρήση Κλιματιστικού AC1

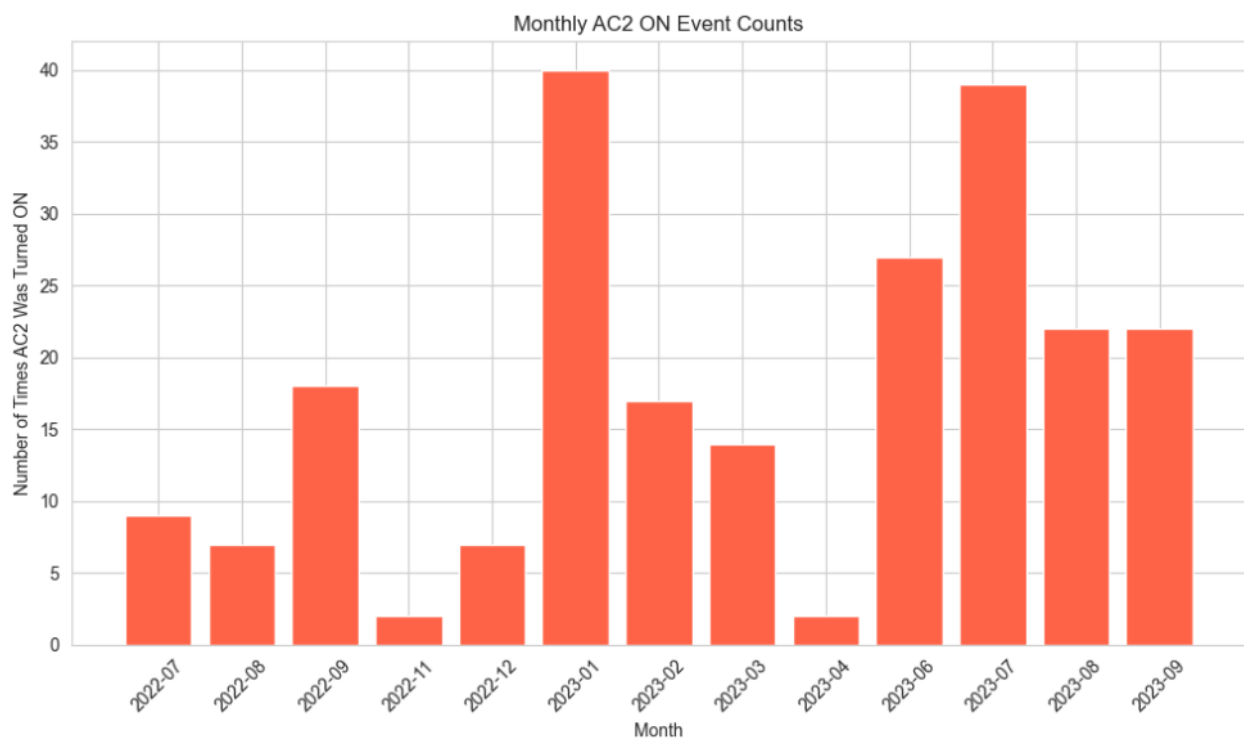
Το παραπάνω γράφημα δείχνει πόσες φορές ενεργοποιήθηκε το Κλιματιστικό 1 κάθε μήνα. Η μεγαλύτερη δραστηριότητα καταγράφηκε τον Ιούλιο του 2023, με σχεδόν καθημερινή ενεργοποίηση. Αυτό συμβαδίζει με τις εποχιακές τάσεις και την άνοδο της θερμοκρασίας κατά τη διάρκεια του καλοκαιριού.



Εικόνα 5 Μηνιαίες Ενεργοποιήσεις Κλιματιστικού AC1

3.6.6 Χρήση Κλιματιστικού AC2

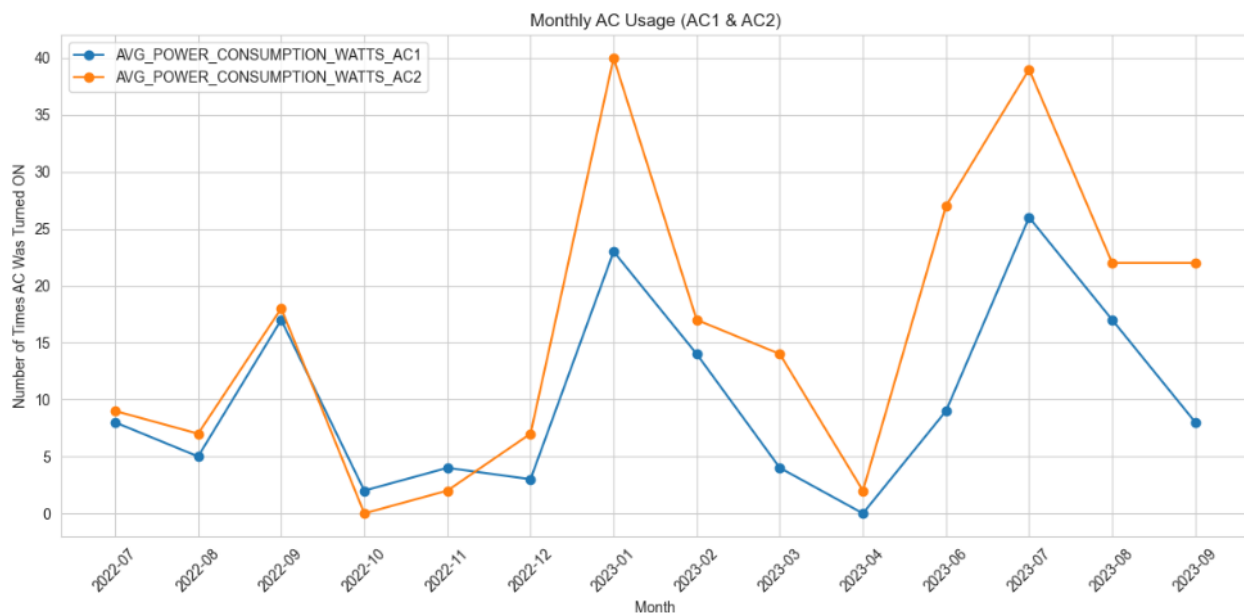
Το Κλιματιστικό 2 παρουσιάζει παρόμοια εποχική συμπεριφορά με το AC1, αλλά με σημαντικά περισσότερη χρήση. Και πάλι ο Ιούλιος του 2023 ξεχωρίζει, με πάνω από 35 ενεργοποιήσεις. Αυτό υποδηλώνει είτε ότι το AC2 βρίσκεται σε πιο κεντρική θέση είτε καλύπτει μεγαλύτερη επιφάνεια.



Εικόνα 6 Μηνιαίες Ενεργοποιήσεις Κλιματιστικού AC2

3.6.7 Συνδυαστική Χρήση Κλιματιστικών

Το γράφημα αυτό συγκρίνει την μηνιαία χρήση των AC1 και AC2. Διαφαίνεται ότι το AC2 χρησιμοποιείται πιο συχνά, ειδικά κατά τους καλοκαιρινούς μήνες. Αυτή η πληροφορία μπορεί να αξιοποιηθεί σε μελλοντικές εκδόσεις του συστήματος για ιεράρχηση συσκευών ή εξισορρόπηση φορτίου.



Εικόνα 7 Συνδυαστική Χρήση Κλιματιστικών AC1 & AC2

3.7 Ανάπτυξη Εξατομικευμένων Python Scripts για Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Συμπεριφοράς

Πέρα από τις παραδοσιακές εργασίες προεπεξεργασίας, όπως καθαρισμός, συσσώρευση και ενσωμάτωση περιβαλλοντικών δεδομένων, η παρούσα διατριβή περιλαμβάνει τη δημιουργία εξατομικευμένων scripts σε Python για την εξαγωγή χαρακτηριστικών με βάση τη συμπεριφορά. Τα χαρακτηριστικά αυτά χρησιμοποιήθηκαν για την τροφοδότηση κανόνων λήψης αποφάσεων που εφαρμόστηκαν αργότερα από τον πράκτορα AI, τόσο σε προσομοιώσεις εκτός σύνδεσης όσο και σε ροές εργασίας σε πραγματικό χρόνο.

Αντί να εκπαιδεύονται μοντέλα πρόβλεψης, ο στόχος των scripts ήταν η μετατροπή ιστορικών δεδομένων κατανάλωσης σε συνοπτικούς δείκτες συμπεριφοράς — όπως πόσο συχνά χρησιμοποιήθηκε ο θερμοσίφωνας τις Δευτέρες ή αν τείνει να χρησιμοποιείται σε συγκεκριμένη ημερομηνία μέσα στον χρόνο.

3.7.1 Εκτίμηση Κατάστασης Θερμοσίφωνα

Το πρώτο βήμα στην εξαγωγή προτύπων συμπεριφοράς είναι η δημιουργία ενός απλού δυαδικού δείκτη που υποδεικνύει αν ο θερμοσίφοντας ήταν ΕΝΕΡΓΟΣ ή ΑΝΕΝΕΡΓΟΣ κατά τη διάρκεια μιας δεδομένης ώρας. Εφόσον το dataset παρέχει τη μέση ωριαία κατανάλωση ισχύος του θερμοσίφωνα, εισήχθη μια δυαδική στήλη `boiler_status` με την παρακάτω λογική:

```
df['boiler_status'] = (df['avg_power_consumption_watts_boiler'] > 10).astype(int)
```

Εδώ, οποιαδήποτε κατανάλωση άνω των 10 Watt ερμηνεύεται ως ενεργή χρήση του θερμοσίφωνα. Αυτό επιτρέπει την ταχεία ανίχνευση καταστάσεων ΕΝΕΡΓΟ/ΑΝΕΝΕΡΓΟ σε όλο το dataset και χρησιμεύει ως βάση για την αναγνώριση προτύπων.

3.7.2 Εξαγωγή Συχνότητας Χρήσης με Βάση την Ημέρα της Εβδομάδας

Το πρώτο κύριο script εστιάζει στην ανίχνευση εβδομαδιαίων συμπεριφορικών ρουτινών. Η υπόθεση είναι ότι οι χρήστες συχνά ακολουθούν επαναλαμβανόμενα εβδομαδιαία πρότυπα — όπως να κάνουν πρωινό ντους τις Δευτέρες ή να θερμαίνουν νερό πριν από συγκεκριμένα γεγονότα τις εργάσιμες ημέρες.

Για τον εντοπισμό τέτοιων τάσεων, το script:

1. Λαμβάνει ως είσοδο την τρέχουσα ημέρα της εβδομάδας (π.χ. Τρίτη).
2. Φιλτράρει τα ιστορικά δεδομένα για την ίδια ημέρα της εβδομάδας τους προηγούμενους 3 μήνες.
3. Ομαδοποιεί τα δεδομένα ανά ημερομηνία και μετρά πόσες από αυτές τις ημέρες ο θερμοσίφοντας ήταν ενεργός τουλάχιστον μία φορά.
4. Επιστρέφει τον αριθμό των ενεργών ημερών για την συγκεκριμένη ημέρα της εβδομάδας.
Ένα απόσπασμα της λογικής:

```
on_count = sum(df_filtered[df_filtered['date'] == d]['boiler_status'].max() == 1 for d in
unique_dates)
```

Αυτός ο αριθμός (on_count) λειτουργεί ως βασικό σήμα ενεργοποίησης για τον πράκτορα, αντιπροσωπεύοντας πόσο συχνά εμφανίζεται η χρήση θερμοσίφωνα σε αυτή την ημέρα της εβδομάδας.

3.7.3 Εξαγωγή Καθημερινού Ιστορικού Ταύτισης

Εκτός από την ανάλυση προτύπων με βάση τις ημέρες της εβδομάδας, το script ελέγχει επίσης για επανάληψη σε συγκεκριμένες ημερομηνίες του ημερολογίου. Ορισμένα πρότυπα χρήσης μπορεί να μην ακολουθούν την εβδομαδιαία δομή, αλλά να ευθυγραμμίζονται με συγκεκριμένες ημερομηνίες του έτους, όπως αργίες, γεγονότα ή επετείους. Το script:-

- Φιλτράρει το dataset για όλες τις εμφανίσεις συγκεκριμένης ημέρας και μήνα (π.χ. 15 Μαρτίου) σε πολλαπλά έτη.
- Μετρά πόσες από αυτές τις ημέρες ο θερμοσίφοντας ήταν ενεργός.
- Υπολογίζει ποσοστό ταύτισης: το κλάσμα των ετών όπου υπήρξε χρήση. Αυτός ο δευτερεύων δείκτης βοηθά στην αναγνώριση εποχικών ή σταθερών προτύπων που το μοντέλο με βάση τις ημέρες της εβδομάδας μπορεί να αγνοεί.

3.7.4 Σκοπός και Ρόλος στο Σύστημα

Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά δεν είναι απλώς περιγραφικά αλλά λειτουργούν ως ενεργοποιητές αποφάσεων στο σύστημα AI. Τόσο το boiler_on_last_3_months (για τη συχνότητα ανά ημέρα εβδομάδας) όσο και το match_rate_that_day (για την επανάληψη συγκεκριμένης ημερομηνίας) χρησιμοποιούνται στα στάδια προσομοίωσης και αξιολόγησης του πράκτορα. Παρέχουν ελαφριά, ερμηνεύσιμα ευρετικά, που επιτρέπουν στον πράκτορα να ερμηνεύει τη συμπεριφορά του χρήστη χωρίς την ανάγκη για «μαύρα κουτιά» μηχανικής μάθησης. Αυτοί οι δείκτες βασισμένοι σε κανόνες αποτελούν τη ραχοκοκαλιά του βασισμένου σε κανόνες πράκτορα προσομοίωσης που αναλύεται στο Κεφάλαιο 5.

3.7.5 Επικύρωση μέσω 100-ημερης Προσομοίωσης

Για να αξιολογηθεί η χρησιμότητα αυτών των χαρακτηριστικών συμπεριφοράς, πραγματοποιήθηκε προσομοίωση διάρκειας 100 ημερών. Για κάθε ημέρα:

- Ο πράκτορας αποφάσιζε να ενεργοποιήσει τον θερμοσίφωνα (αυτόματα) εάν ο αριθμός ενεργοποίησης ημέρας εβδομάδας ήταν ≥ 8 .
- Σε διαφορετική περίπτωση, η απόφαση ήταν μηδενική (καμία ενέργεια).
- Η απόφαση συγκρίθηκε με τα ιστορικά δεδομένα για επικύρωση της ορθότητας.

Αυτό υποδηλώνει ότι η λογική είναι επιφυλακτικά προληπτική, συχνά ενεργοποιώντας τον θερμοσίφωνα όταν η ιστορία δείχνει επαναλαμβανόμενη χρήση, και αποφεύγοντας ενέργειες όταν δεν υπάρχει ανάγκη.

3.7.6 Ερμηνεία της Συμπεριφοράς του Πράκτορα

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα δείγμα από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης:

date	weekday	action	boiler_on_last_3_months	total_same_weekdays	match_rate_that_day
2025-06-03	1	auto	8	13	0.0
2025-06-04	2	auto	9	13	1.0
2025-06-06	4	auto	9	13	1.0
2025-09-08	0	none	7	13	1.0

date	weekday	action	boiler_on_last_3_months	total_same_weekdays	match_rate_that_day
2025-09-10	2	none	7	13	0.5

Αυτά τα παραδείγματα καταδεικνύουν ότι:

- Οι αποφάσεις για ενεργοποίηση (auto) συσχετίζονται στενά με υψηλές μετρήσεις ενεργοποίησης κατά τις ημέρες της εβδομάδας (≥ 8).
- Ακόμη και όταν ο δείκτης επανάληψης για συγκεκριμένη ημέρα του έτους είναι υψηλός (1.0), ο θερμοσίφωνας δεν ενεργοποιείται εάν η μετρηθείσα συχνότητα ανά ημέρα της εβδομάδας είναι κάτω από το όριο, υπογραμμίζοντας τη βασική σημασία των εβδομαδιαίων ρουτινών στην παρούσα λογική.

3.7.7 Περίληψη της Επίδρασης των Χαρακτηριστικών

Τα προσαρμοσμένα σενάρια που παρουσιάστηκαν σε αυτή την ενότητα παίζουν κρίσιμο ρόλο στη μετατροπή των ακατέργαστων δεδομένων κατανάλωσης σε σήματα ενεργοποίησης βασισμένα στις συνήθειες των χρηστών. Η αποτελεσματικότητά τους επιβεβαιώθηκε μέσω μιας προσομοίωσης 100 ημερών, κατά την οποία πάνω από το ήμισυ των αποφάσεων ενεργοποίησης του πράκτορα αντιστοιχούσε σωστά σε ιστορικά πρότυπα χρήσης. Αυτά τα χαρακτηριστικά προσφέρουν μια ισορροπία ανάμεσα στην απλότητα, την ερμηνευσιμότητα και την πρακτική χρησιμότητα, αποτελώντας τη βασική λογική τόσο για τον πράκτορα προσομοίωσης όσο και για το πλαίσιο λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο που παρουσιάζεται στα επόμενα κεφάλαια.

3.8 Τελική Δομή του Συνόλου Δεδομένων

Μετά την ολοκλήρωση της επεξεργασίας, το σύνολο δεδομένων για κάθε νοικοκυριό περιλαμβάνει:

Column Name	Description
timestamp	Hourly timestamp
avg_power_consumption_watts	Mean hourly power consumption (aggregate)
avg_power_consumption_watts_boiler	Mean boiler power usage
avg_power_consumption_watts_ac1	Mean AC usage
hour_of_day	Hour in 24h format
day_of_week	Weekday/weekend label
time_of_day	Categorized time segment
avg_internal_temperature	Average indoor temperature (daily)
avg_external_temperature	Average outdoor temperature (daily)
avg_internal_humidity	Average indoor humidity (daily)
avg_external_humidity	Average outdoor humidity (daily)

3.9 Σύνοψη

Το κεφάλαιο αυτό περιέγραψε ολόκληρη τη διαδικασία προεπεξεργασίας του συνόλου δεδομένων Plegma[56]. Αναλυτικά παρουσιάστηκαν η ανακατασκευή των ελλιπών δεδομένων για το Νοικοκυριό 13, η διαδικασία ομαδοποίησης και μετασχηματισμού για όλες τις συσκευές, καθώς και ο εμπλουτισμός του συνόλου δεδομένων με περιβαλλοντικά στοιχεία. Παρότι το Νοικοκυριό 13 χρησιμοποιήθηκε για την επίδειξη των τεχνικών μηχανικής δεδομένων, τελικά επιλέχθηκε το Νοικοκυριό 1 για τις προσομοιώσεις, λόγω της πληρότητας και σταθερότητας των δεδομένων του.

Η προεπεξεργασία αυτή διασφάλισε ότι ο πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης που περιγράφεται στο επόμενο κεφάλαιο λειτουργεί πάνω σε καθαρά, περιβαλλοντικά και συμπεριφορικά πλούσια δεδομένα — απαραίτητα στοιχεία για την ανάπτυξη ευφυούς, ερμηνεύσιμου και πρακτικού ελέγχου.

Κεφάλαιο 4 - Μεθοδολογία και Αρχιτεκτονική Συστήματος

4.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η μεθοδολογία και η αρχιτεκτονική συστήματος για ένα έξυπνο σύστημα ενεργοποίησης θερμοσίφωνα, το οποίο συνδυάζει την επίγνωση του ημερολογίου, δεδομένα από αισθητήρες και λογισμικό βασισμένο σε μεγάλα γλωσσικά μοντέλα. Το σύστημα υλοποιήθηκε με το εργαλείο οπτικής αυτοματοποίησης ροής εργασιών p8n, αξιοποιώντας ενσωματώσεις με Python, Google Calendar και ένα HTTP-based ελεγκτή συσκευής. Ο στόχος ήταν να αποφασίζεται αν ο λέβητας θα ενεργοποιείται βάσει προγραμματισμένων γεγονότων (π.χ. γυμναστήριο, παρουσίαση, κοινωνικές δραστηριότητες) ή μέσω εναλλακτικής λογικής βασισμένης στα δεδομένα των αισθητήρων. Το κεφάλαιο εξηγεί πώς η ροή εργασιών αναπτύχθηκε σταδιακά, βελτιώθηκε και βελτιστοποιήθηκε.

4.2 Μεθοδολογία Σχεδίασης

4.2.1 Ορισμός Προβλήματος

Το βασικό πρόβλημα είναι η αυτοματοποίηση της ενεργοποίησης του λέβητα με επίγνωση συμφραζομένων, χρησιμοποιώντας τόσο δομημένες (ημερολόγιο) όσο και αδόμητες (αισθητήρες) εισροές. Το σύστημα πρέπει να αποφεύγει επαναλαμβανόμενες ενεργοποιήσεις, να αποτρέπει αυτόματη εκκίνηση και να υποστηρίζει λογική βασισμένη σε κανόνες.

4.2.2 Επαναληπτικός Σχεδιασμός Ροής Εργασιών

Η ροή εργασιών εξελίχθηκε σε πολλά στάδια:

- Αρχικά, υλοποιήθηκε ένας πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης για τη διαχείριση γενικών αιτημάτων χρήστη μέσω συνομιλίας (π.χ. δημιουργία ή διαγραφή γεγονότων).

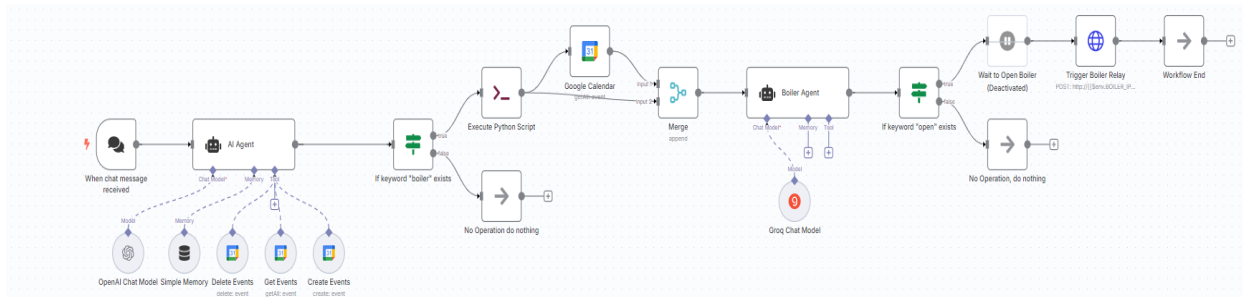
- Όταν εντοπιζόταν η λέξη “λέβητας”, η ροή διακλαδιζόταν σε διαδικασία λογικής.
- Προστέθηκε κόμβος με script Python για την προσομοίωση εισόδων από αισθητήρες.
- Ενσωματώθηκε το Google Calendar για την ανάκτηση επερχόμενων γεγονότων.
- Εισήχθη δεύτερος πράκτορας AI (“Boiler Agent”) για τη λήψη αποφάσεων με βάση τα συνδυασμένα δεδομένα.
- Χρησιμοποιήθηκε κόμβος HTTP Request για την αποστολή εντολών στον λέβητα.

4.3 Αρχιτεκτονική Συστήματος

Η ενότητα αυτή αναλύει τη δομή του συστήματος και τη ροή των δεδομένων μέσα σε αυτό.

4.3.1 Διαγραμματική επισκόπηση

Η παρακάτω εικόνα παρουσιάζει τη συνολική ροή εργασίας του συστήματος στο περιβάλλον αυτοματοποίησης n8n. Όταν ο χρήστης στείλει ένα μήνυμα, ο αρχικός πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης (AI Agent) αναλύει το περιεχόμενο και διαχειρίζεται εντολές σχετικές με δημιουργία, διαγραφή ή ανάκτηση γεγονότων ημερολογίου. Εάν ανιχνευτεί η λέξη "boiler", εκτελείται σενάριο Python για την εξαγωγή ιστορικών δεδομένων, ενώ ταυτόχρονα ανακτώνται τα προγραμματισμένα γεγονότα από το Google Calendar. Τα δεδομένα αυτά συγχωνεύονται και αποστέλλονται στον ειδικό πράκτορα Boiler Agent, ο οποίος βασιζόμενος σε προεπιλεγμένη λογική συμφραζομένων αποφασίζει αν πρέπει να ενεργοποιηθεί ο θερμοσίφοντας. Αν η απόφαση είναι θετική, η ροή περιμένει την κατάλληλη χρονική στιγμή και αποστέλλει HTTP αίτημα προς τον ελεγκτή θερμοσίφωνα. Σε αντίθετη περίπτωση, το σύστημα δεν προβαίνει σε καμία ενέργεια.



Εικόνα 8 Ροή εργασίας για ενεργοποίηση θερμοσίφωνα

4.3.2 Ανάλυση στοιχείων

Module	Role
AI Agent	Handles general commands, detects "boiler" trigger
Python Script	Simulates or reads real-time sensor data
Google Calendar	Fetches all scheduled events
Merge Node	Combines calendar and sensor into one input
Boiler Agent (LLM)	Makes a natural-language-based decision
Wait	Delays activation until the right time
HTTP Request	Sends POST command to open the boiler
IF Nodes	Control branching based on LLM output

4.3.3 Λογική του Πράκτορα

Η λογική που ενσωματώνεται στο μήνυμα συστήματος περιγράφεται ως εξής:

- Εάν οποιοδήποτε γεγονός περιέχει τη λέξη «λέβητας» → εκτέλεση python script και συνέχεια στον βρόγχο.
- Εάν υπάρχει γεγονός σχετικό με γυμναστήριο, παρουσίαση ή κοινωνική συνάντηση → ενεργοποίηση του λέβητα 3 ώρες νωρίτερα.
- Σε διαφορετική περίπτωση, εάν η τιμή του αισθητήρα είναι μεγαλύτερη από 8 → ενεργοποίηση του λέβητα στις 20:00.
- Διαφορετικά → δεν εκτελείται καμία ενέργεια.

4.3.4 Σχεδιασμός Εντολών για την Συμπεριφορά του Πράκτορα

Για να καθοδηγήσω τον πράκτορα σχετικά με τον τρόπο εκτέλεσης των καθηκόντων του, δημιούργησα μια ροή εργασιών χρησιμοποιώντας το n8n και παρείχα ένα λεπτομερές μήνυμα συστήματος που καθόριζε το ρόλο και τη συμπεριφορά του πράκτορα. Το μήνυμα συστήματος

όριζε ότι ο πράκτορας ενεργεί ως έξυπνος βοηθός, υπεύθυνος για τη διαχείριση των συμβάντων του ημερολογίου και την παροχή βοήθειας σε αποφάσεις που σχετίζονται με τη συσκευή του θερμοσίφωνα. Στο πλαίσιο αυτού του μηνύματος, περιέγραψα σαφείς οδηγίες για το πώς ο πράκτορας θα πρέπει να χειρίζεται εργασίες όπως η δημιουργία, η ανάκτηση και η διαγραφή συμβάντων ημερολογίου με βάση την είσοδο του χρήστη. Για παράδειγμα, όταν ένας χρήστης παρέχει λεπτομέρειες συμβάντος, όπως ώρα και ημερομηνία, ο πράκτορας θα πρέπει να δημιουργεί μια αντίστοιχη καταχώρηση ημερολογίου. Επιπλέον, όρισα έναν ειδικό κανόνα για το χειρισμό ερωτημάτων που σχετίζονται με λέβητες: κάθε φορά που η λέξη «λέβητας» εμφανίζεται σε ένα μήνυμα χρήστη, ο πράκτορας πρέπει να απαντά με «BOILER_CHECK» για να ενεργοποιήσει την περαιτέρω λήψη αποφάσεων. Το μήνυμα του συστήματος περιλάμβανε επίσης κατευθυντήριες γραμμές για τη γενική συμπεριφορά, όπως η απάντηση με σαφήνεια, συνοπτικότητα και η απαίτηση διευκρινίσεων όταν η εργασία είναι διφορούμενη. Αυτή η δομημένη προτροπή διασφαλίζει ότι ο πράκτορας ερμηνεύει με συνέπεια τις εισόδους του χρήστη και εκτελεί σωστά τις προβλεπόμενες ενέργειες στο πλαίσιο της ροής εργασίας n8n.

4.4 Σχεδίαση Προτροπής (Prompt Engineering)

Εξηγείται συνοπτικά η διαδικασία σχεδίασης της συστηματικής προτροπής (system prompt) για τον «Πράκτορα Λέβητα», ώστε να επιστρέφει αυστηρά μόνο μία από τις δύο απαντήσεις:

- OPEN_BOILER at=...
- DO_NOTHING

4.5 Σύνοψη

Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται τονίζοντας τα εξής σημεία:

- Το σύστημα είναι αρθρωτό (modular) και επεκτάσιμο.
- Αξιοποιεί τόσο λογική όσο και λογισμικό τεχνητής νοημοσύνης για τη λήψη αποφάσεων.
- Αποφεύγει την υπερενεργοποίηση και τους βρόχους.

- Ενσωματώνει το χρήστη, τα δεδομένα προγράμματος και τον φυσικό έλεγχο της συσκευής σε μία ενιαία λύση.

Κεφάλαιο 5 - Επίδειξη Συστήματος – Ο Πράκτορας σε Δράση

5.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η συμπεριφορά του ευφυούς συστήματος ελέγχου λέβητα σε πραγματικά σενάρια. Το σύστημα συνδυάζει την πρόθεση του χρήστη, δεδομένα περιβάλλοντος σε πραγματικό χρόνο και γνώση από το ημερολόγιο, προκειμένου να αποφασίσει αν θα ενεργοποιήσει τον λέβητα. Η λογική καθοδηγείται από ένα γλωσσικό μοντέλο (LLM) ενσωματωμένο σε μια προσαρμοσμένη ροή εργασίας στο εργαλείο n8n. Παρουσιάζουμε τη διαδικασία λήψης αποφάσεων του πράκτορα και τις αντιδράσεις του συστήματος σε διαφορετικές καταστάσεις, συμπεριλαμβανομένων αναμενόμενων και ακραίων περιπτώσεων.

5.2 Διαμόρφωση Σεναρίου

Για την προσομοίωση ρεαλιστικού περιβάλλοντος, στον πράκτορα παρέχονται:

- Μια μέτρηση αισθητήρα.
- Λίστα γεγονότων Google Calendar για την τρέχουσα ημέρα.
- Ροή εργασίας που συγχωνεύει αυτά τα δεδομένα και επιτρέπει στον πράκτορα να αποφασίσει αν θα ενεργοποιήσει τον λέβητα.

Η τελική ενέργεια περιλαμβάνει αποστολή HTTP αιτήματος σε έναν έξυπνο ελεγκτή λέβητα, αναπαριστώντας μια πραγματική συσκευή.

5.3 Παράδειγμα Περίπτωσης 1: Ενεργοποίηση βάσει Γεγονότος

5.3.1 Είσοδος

- Τιμή αισθητήρα: 6
- Γεγονότα ημερολογίου:
 - 09:00–10:00: Γυμναστήριο

- ο 15:00–16:00: Ομαδική Συνάντηση

5.3.2 Ροή Εκτέλεσης

1. Ο πράκτορας λαμβάνει τα δεδομένα αισθητήρα και ημερολογίου.
2. Αναγνωρίζει ότι το γεγονός «Γυμναστήριο» περιέχει τη λέξη-κλειδί ενεργοποίησης (gym).
3. Αφαιρεί 3 ώρες από την ώρα έναρξης του γεγονότος (06:00).
4. Το μοντέλο επιστρέφει:

OPEN_BOILER at=2025-06-15T06:00:00

5.3.3 Αποτέλεσμα

- Ο κόμβος αναμονής για άνοιγμα λέβητα προγραμματίζει την ενεργοποίηση.
- Στις 06:00 αποστέλλεται το HTTP αίτημα προς <http://192.168.1.X/open-boiler>.
- Η ροή εργασίας ολοκληρώνεται επιτυχώς.

5.4 Παράδειγμα Περίπτωσης 2: Εναλλακτική Ενεργοποίηση βάσει Αισθητήρα

5.4.1 Είσοδος

- Τιμή αισθητήρα: 9
- Γεγονότα ημερολογίου:
 - 12:00–13:00: Σχεδιασμός Έργου
 - 17:00–18:00: Δείπνο

5.4.2 Ροή Εκτέλεσης

1. Κανένα γεγονός δεν περιέχει λέξη-κλειδί ενεργοποίησης.
2. Η τιμή αισθητήρα είναι πάνω από 8.
3. Ο πράκτορας εφαρμόζει τον κανόνα εναλλακτικής ενεργοποίησης:

OPEN_BOILER at=2025-06-15T20:00:00

5.4.3 Αποτέλεσμα

- Το σύστημα περιμένει μέχρι τις 20:00 για να στείλει την εντολή.
- Ο λέβητας ενεργοποιείται σύμφωνα με τον κανόνα εναλλακτικής ενεργοποίησης.

5.5. Παράδειγμα Περίπτωσης 3: Αδράνεια

5.5.1 Είσοδος

- Τιμή αισθητήρα: 6
- Γεγονότα ημερολογίου:
 - 11:00–12:00: Σύντομη Ομαδική Συνεδρία
 - 14:00–15:00: Μεσημεριανό

5.5.2 Ροή Εκτέλεσης

- Δεν υπάρχει αντιστοιχία σε γεγονότα ενεργοποίησης.
- Αισθητήρας κάτω από το όριο.
- Απόκριση:
DO_NOTHING

5.5.3 Αποτέλεσμα

- Δεν αποστέλλεται κανένα HTTP αίτημα.
- Η ροή εργασίας ολοκληρώνεται ομαλά μέσω του μονοπατιού «μην κάνεις τίποτα».

5.6 Επικύρωση Αποτελεσμάτων Πράκτορα

Σε όλες τις περιπτώσεις, ο πράκτορας παρήγαγε ακριβώς μία απάντηση:

- Είτε OPEN_BOILER at=...
- Είτε DO_NOTHING

Αυτό διασφαλίστηκε μέσω συνδυασμού σχεδιασμού προτροπής (prompt engineering) και μετα-επεξεργασίας των εξόδων του πράκτορα, εξασφαλίζοντας την οριστική και προβλέψιμη λειτουργία των επόμενων κόμβων (π.χ. HTTP, ημερολόγιο).

5.7 Καταγραφές και Ιχνηλασία Εκτέλεσης

Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει μια επιτυχημένη εκτέλεση του pipeline. Κάθε βήμα εκτελέστηκε επιτυχώς:

- Το Sensor Script ανέλυσε τα ιστορικά δεδομένα και επέστρεψε τιμή 9, υποδηλώνοντας υψηλή πιθανότητα ενεργοποίησης βάσει προηγούμενων μοτίβων.
- Από το Google Calendar ανακτήθηκαν 2 γεγονότα που σχετίζονται με την ημέρα.
- Το βήμα Merge συγχώνευσε τις πληροφορίες αισθητήρα και ημερολογίου σε ένα κοινό μήνυμα εισόδου προς τον πράκτορα.
- Ο Boiler Agent επεξεργάστηκε τα δεδομένα και αποφάσισε την ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα, επιστρέφοντας την εντολή OPEN_BOILER at=....
- Το HTTP Request στάλθηκε επιτυχώς, με απόκριση 200 OK, ολοκληρώνοντας τον κύκλο αυτοματοποίησης.

Αυτή η αλληλουχία επιβεβαιώνει τη σωστή ενσωμάτωση των υποσυστημάτων και την ορθότητα της λογικής απόφασης του πράκτορα.

Ένα δείγμα της εκτέλεσης έχει ως εξής:

Step	Status	Output
Sensor Script		Success stdout: 9

Step	Status	Output
Get Google Calendar Events	✓	Success 2 events found
Merge	✓	Success Combined payload sent to agent
Boiler Agent	✓	Success OPEN_BOILER at=...
HTTP Request	✓	Success 200 OK

5.8 Πραγματική αναλυτική επίδειξη

Στην περίπτωση αυτή, ο πράκτορας δοκιμάστηκε από έναν εξωτερικό χρήστη. Για να διευκολυνθεί η σαφέστερη κατανόηση της λειτουργικότητας του πράκτορα, θα παρασχεθούν συνοδευτικές εικόνες.

Στην παρακάτω υλοποίηση αποτυπώνεται η ικανότητα του πράκτορα να απαντά σε ερωτήματα του χρήστη με βάση τις προγραμματισμένες του δραστηριότητες. Η διαδικασία ξεκινά όταν λαμβάνεται ένα μήνυμα από τον χρήστη, το οποίο επεξεργάζεται ο πράκτορας AI (OpenAI Chat Model). Μέσω ενσωματωμένων λειτουργιών μνήμης και API πρόσβασης στο Google Calendar, ο πράκτορας ανακτά τα γεγονότα της ημέρας, τα ενοποιεί με τη διαθέσιμη προσωρινή μνήμη και παράγει μια απάντηση σε φυσική γλώσσα.

Όπως φαίνεται και στο στιγμιότυπο, ο χρήστης ρωτά: «Can you tell me what my plans are for today?». Ο πράκτορας απαντά φυσικά, με πλήρη αναφορά στις δύο δραστηριότητες που εντοπίστηκαν στο ημερολόγιο: μια παρουσίαση στις 11:00 και ψώνια στις 17:30. Η απάντηση συνοδεύεται από πρόταση για περαιτέρω αλληλεπίδραση, ενθαρρύνοντας τον χρήστη να ζητήσει αλλαγές ή λεπτομέρειες. Αυτή η προσέγγιση καθιστά τον πράκτορα ιδιαίτερα ευέλικτο και χρήσιμο για σενάρια έξυπνης καθημερινής υποβοήθησης.

The screenshot displays the OpenAI Swarm interface, which is used for managing and executing multi-agent workflows. The top section shows a detailed workflow diagram for a task: "When chat message received". This workflow involves several agents and steps:

- Initial Trigger:** "When chat message received" (represented by a speech bubble icon).
- Agents Involved:**
 - OpenAI Chat Model Simple Memory** (represented by a brain icon).
 - Device Events** (represented by a server icon).
 - Get Events** (represented by a document icon).
 - OpenAI Chat Model** (represented by a brain icon).
 - Google Calendar** (represented by a calendar icon).
 - Execute Python script** (represented by a code icon).
 - Merge events** (represented by a puzzle piece icon).
 - Bulkier Agent** (represented by a server icon).
 - Playwright "open" event** (represented by a play button icon).
 - Start to Open Explorer** (represented by a folder icon).
 - Trigger folder index** (represented by a folder icon).
 - Workflow End** (represented by a checkmark icon).
- Flow Logic:**
 - The workflow starts with "When chat message received".
 - It then branches into two parallel paths: "OpenAI Chat Model Simple Memory" and "Device Events".
 - Both paths lead to "Get Events".
 - From "Get Events", the flow goes to "OpenAI Chat Model".
 - The flow then goes to "Google Calendar".
 - From "Google Calendar", the flow goes to "Execute Python script".
 - From "Execute Python script", the flow goes to "Merge events".
 - From "Merge events", the flow goes to "Bulkier Agent".
 - From "Bulkier Agent", the flow goes to "Playwright 'open' event".
 - From "Playwright 'open' event", the flow goes to "Start to Open Explorer".
 - From "Start to Open Explorer", the flow goes to "Trigger folder index".
 - From "Trigger folder index", the flow goes to "Workflow End".

The bottom section shows a chat window with the following content:

- Chat Header:** "Chat" (left), "Session: 1dc36..." (right).
- Legend:** "Clear execution" (left), "AI Agent Success in 37.89s | 1,344 Tokens" (right).
- Chat Content:**
 - User: "Hello can you tell me what my plans are for today?"
 - AI Agent: "Today you have two plans: 1. Presentation from 11:00 AM to 12:00 PM. 2. Supermarket from 5:30 PM to 6:30 PM. If you need details or want to make any changes, just let me know!"
- Chat Footer:** "Type a message, or press 'up' arrow for previous one" (left), "Input" and "Output" buttons (right).

CALENDAR

Mon, Jun 16

Today

GMT+02

9 AM

10 AM

11 AM

12 PM

1 PM

2 PM

3 PM

4 PM

5 PM

6 PM

7 PM

8 PM

9 PM

10 PM

11 PM

Presentation
11am - 12pm

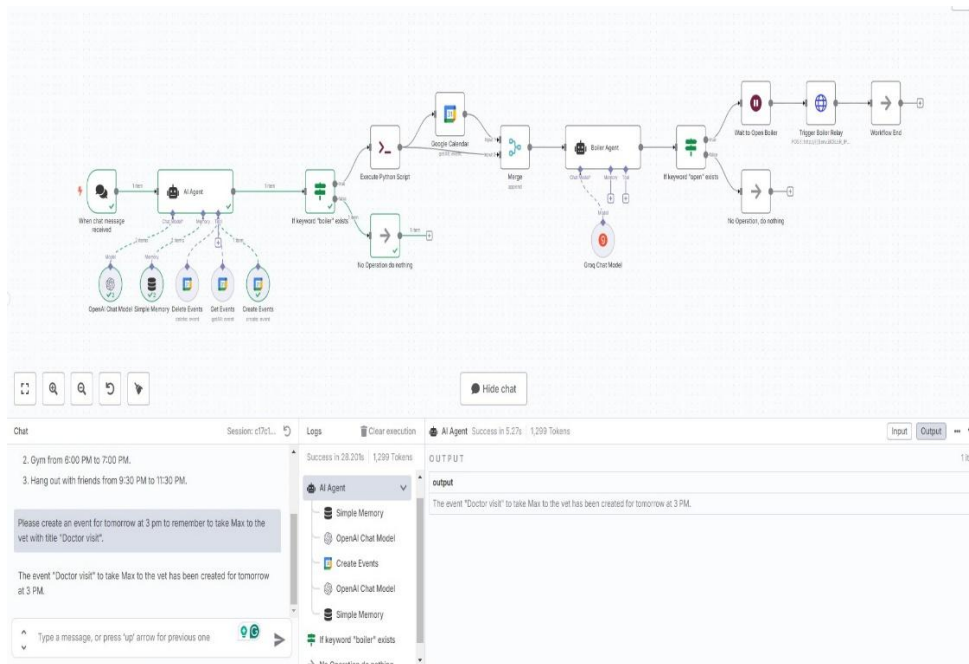
Supermarket
5:30 - 6:30pm

Σε αυτό το παράδειγμα, ο χρήστης ζήτησε μέσω φυσικής γλώσσας να δημιουργηθεί μια υπενθύμιση για την επόμενη μέρα στις 15:00, με τίτλο "Doctor visit", για να πάει τον σκύλο του

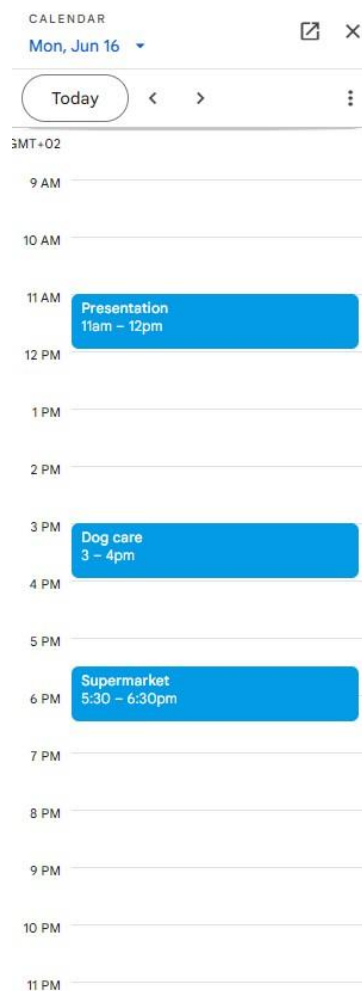
στον κτηνίατρο. Ο πράκτορας επεξεργάστηκε το αίτημα, αναγνώρισε την πρόθεση και τις παραμέτρους (τίτλο, ώρα, περιγραφή) και δημιούργησε αυτόματα ένα νέο γεγονός στο ημερολόγιο.

Στην παρακάτω εικόνα από το Google Calendar βλέπουμε την καταχώρηση του γεγονότος στις 15:00 της επόμενης ημέρας, επιβεβαιώνοντας την επιτυχημένη λειτουργία της ενσωμάτωσης ημερολογίου. Η διαδικασία αυτή αποδεικνύει την ικανότητα του πράκτορα να κατανοεί εντολές φυσικής γλώσσας και να τις μεταφράζει σε ενέργειες αυτοματισμού, όπως δημιουργία γεγονότων.

Αυτό ενισχύει την ευχρηστία του συστήματος και ενσωματώνει την ημερήσια οργάνωση του χρήστη με τις δυνατότητες απόκρισης του πράκτορα, διαμορφώνοντας ένα πλαίσιο έξυπνης υποστήριξης του προγράμματος.



Εικόνα 11 Δημιουργία γεγονότος

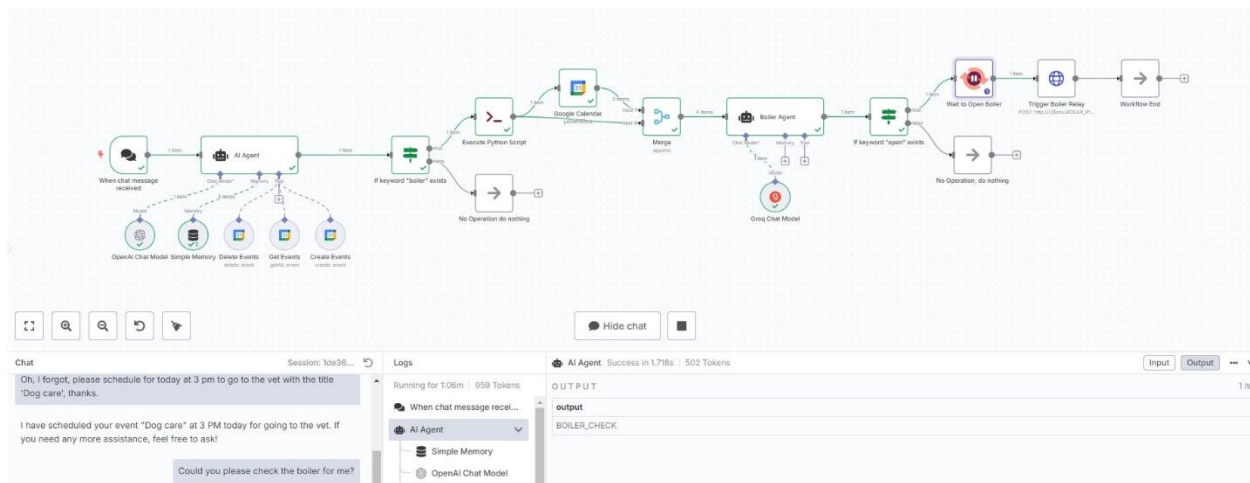


Εικόνα 12 Εμφάνιση γεγονότος στο ημερολόγιο

Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται ένα παράδειγμα κατά το οποίο ο χρήστης ζητά από τον πράκτορα να ελέγξει τον λέβητα, υποβάλλοντας το αίτημα: «Could you please check the boiler for me?». Το αίτημα περιέχει τη λέξη-κλειδί "boiler", γεγονός που ενεργοποιεί τον AI πράκτορα να επιστρέψει την ειδική εντολή BOILER_CHECK, όπως προβλέπεται από το προκαθορισμένο system message του. Η εντολή αυτή ενεργοποιεί την αντίστοιχη διαδρομή της ροής, στην οποία πρώτα εκτελείται ένα Python script που επιστρέφει μία τιμή αισθητήρα, εν προκειμένω την τιμή 9.

Στη συνέχεια, η ροή ανακτά από τον Google Calendar όλα τα γεγονότα της ημέρας και συγχωνεύει τις πληροφορίες του αισθητήρα με τα συμβάντα. Τα συνδυασμένα δεδομένα αποστέλλονται στον

Boiler Agent, ο οποίος καλείται να λάβει απόφαση σχετικά με τη λειτουργία του λέβητα. Ο πράκτορας αυτός λειτουργεί βάσει συγκεκριμένης λογικής, που του έχει δοθεί ως system message, αν υπάρχει κάποιο γεγονός που σχετίζεται με λέξεις όπως "presentation", "gym" ή "friends", ο λέβητας πρέπει να ανοίξει τρεις ώρες πριν από την έναρξή του. Αν δεν υπάρχει τέτοιο γεγονός, αλλά η τιμή του αισθητήρα είναι μεγαλύτερη από 8, τότε ο λέβητας πρέπει να ενεργοποιηθεί στις 20:00. Σε κάθε άλλη περίπτωση, δεν πραγματοποιείται καμία ενέργεια.



Εικόνα 13 Ερώτημα σχετικό με τον θερμοσίφωνα στον Πράκτορα

Στην συνέχεια, βλέπουμε το βήμα Execute Python Script, όπου εκτελείται το αρχείο single_line_output.py από τοπικό φάκελο. Το script ολοκληρώνεται επιτυχώς και επιστρέφει την τιμή 9 στο πεδίο stdout. Η τιμή αυτή αντιστοιχεί σε έναν αισθητήρα (π.χ. πρόβλεψη κατανάλωσης ή ανάγκης). Σύμφωνα με το μήνυμα συστήματος που έχει οριστεί στον πράκτορα λέβητα (boiler agent), τιμές μεγαλύτερες από 8 μπορούν να οδηγήσουν στην ενεργοποίηση του λέβητα, εφόσον δεν υπάρχουν σημαντικά γεγονότα στο ημερολόγιο που να προηγούνται.

Στη δεύτερη εικόνα, ο κόμβος του Google Calendar ανακτά τα γεγονότα της ημέρας:

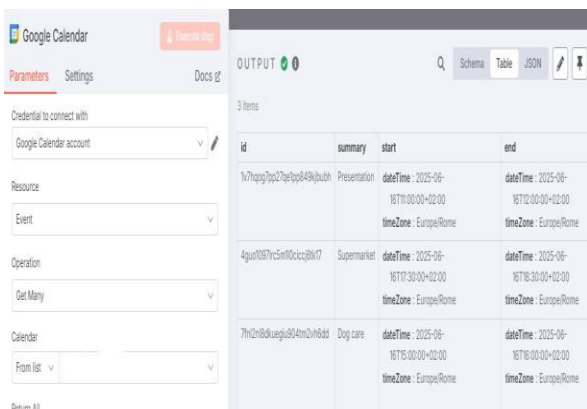
- "Presentation" από τις 11:00 έως τις 12:00,
- "Dog care" από τις 15:00 έως τις 16:00,

- "Supermarket" από τις 17:30 έως τις 18:30.

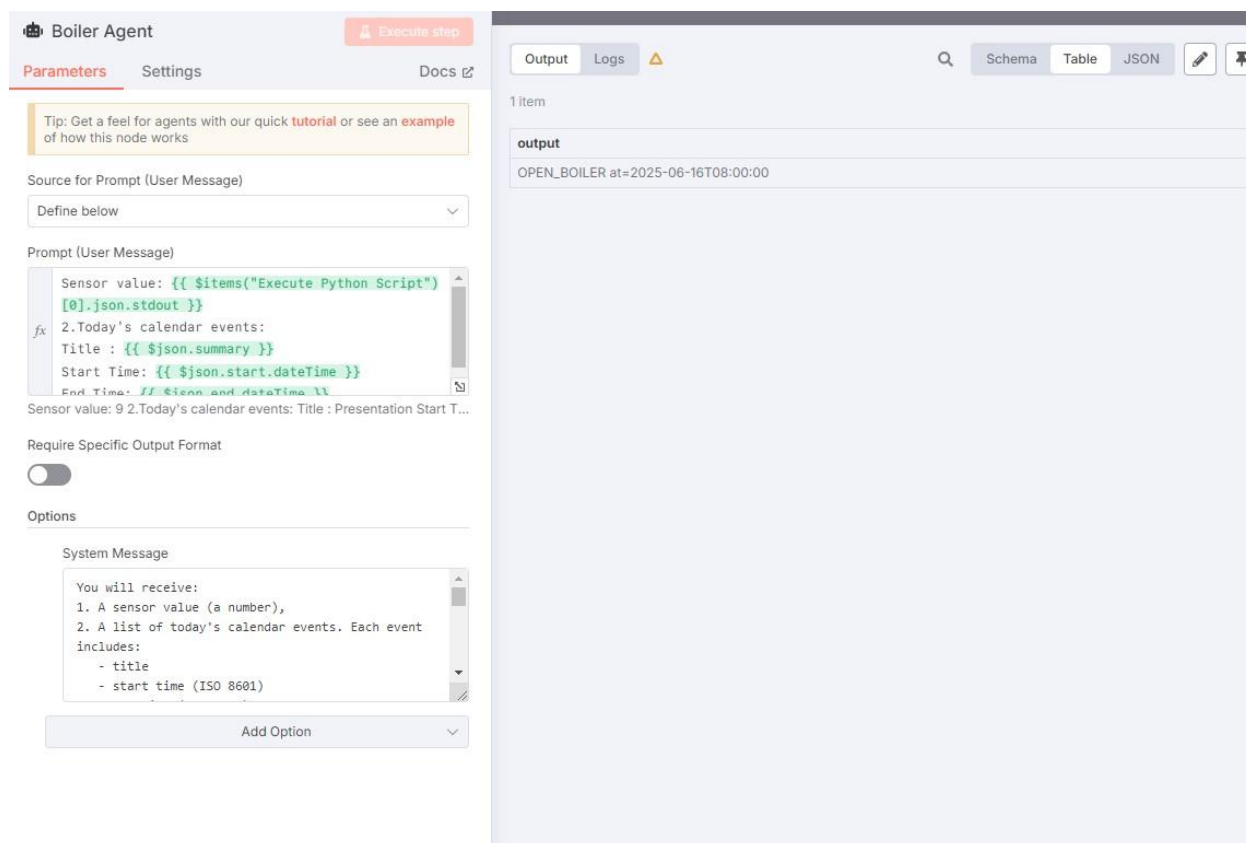
Αυτά τα γεγονότα, μαζί με την τιμή του αισθητήρα, αποστέλλονται στον πράκτορα λέβητα. Σύμφωνα με τη λογική που έχει δοθεί στο system message του πράκτορα, εάν υπάρχει γεγονός με τίτλο όπως "Presentation", "Gym" ή "Friends" — δηλαδή γεγονότα υψηλής σημασίας — ο λέβητας πρέπει να ενεργοποιηθεί 3 ώρες πριν την έναρξή του. Επομένως, επειδή υπάρχει το γεγονός "Presentation" στις 11:00, ο λέβητας θα ενεργοποιηθεί στις 08:00. Ακόμα και αν δεν υπήρχε αυτό το γεγονός, η τιμή του αισθητήρα (9) θα ήταν αρκετή για να ενεργοποιήσει τον λέβητα στις 20:00. Ωστόσο, η παρουσία σημαντικού γεγονότος υπερισχύει και οδηγεί στην πρωινή ενεργοποίηση.



Εικόνα 14 Εκτέλεση και αποτέλεσμα του κώδικα σε python

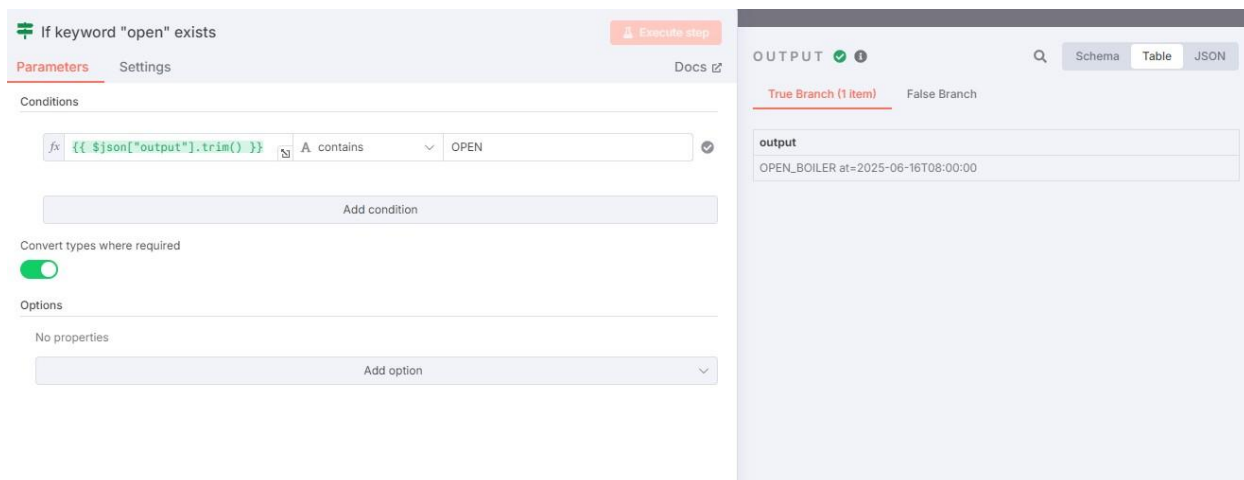


Εικόνα 15 Ανάκτηση γεγονότων απο το ημερολόγιο



Εικόνα 16 Παραγωγή εξόδου από τον Boiler Agent

Η εικόνα δείχνει τον κόμβο ελέγχου της λέξης "open" στο αποτέλεσμα του Boiler Agent. Χρησιμοποιείται μια λογική σύγκρισης που αναζητά αν το αποτέλεσμα περιέχει τη λέξη "OPEN", ώστε να αποφασιστεί αν θα συνεχιστεί η διαδικασία ενεργοποίησης. Εφόσον πράγματι περιέχεται, η ροή ακολουθεί τον "True" βραχίονα και προχωρά στον επόμενο κόμβο, που είναι η καθυστέρηση μέχρι την ώρα ενεργοποίησης του λέβητα.

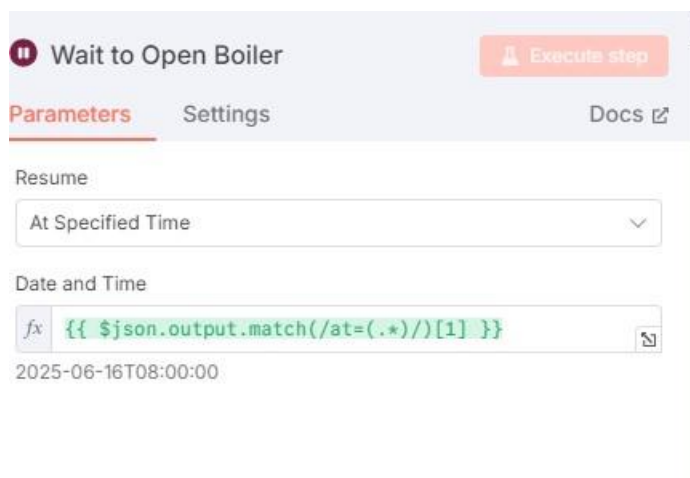


Εικόνα 17 Ενεργοποίηση κόμβου

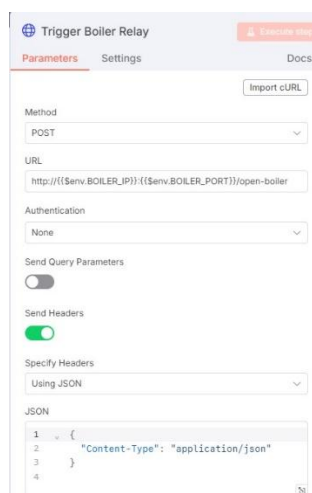
Η εικόνα που παρουσιάζεται δείχνει το τελικό στάδιο της ενεργοποίησης του λέβητα. Αφού ο "Boiler Agent" επιστρέψει την εντολή `OPEN_BOILER at=2025-06-16T08:00:00`, το workflow προχωρά στον κόμβο "Wait to Open Boiler". Εκεί, γίνεται εξαγωγή της χρονικής στιγμής από το κείμενο χρησιμοποιώντας την εντολή `{{ $json.output.match(/at=(.*)/)[1] }}`, ώστε το σύστημα να γνωρίζει ακριβώς πότε να συνεχίσει την εκτέλεση. Στην περίπτωση αυτή, η ημερομηνία και ώρα που εξήχθη ήταν 2025-06-16T08:00:00.

Μόλις το ρολόι φτάσει στη συγκεκριμένη ώρα, η ροή μεταβαίνει στον κόμβο "Trigger Boiler Relay", ο οποίος είναι υπεύθυνος για την αποστολή ενός HTTP POST αιτήματος σε μία προκαθορισμένη διεύθυνση URL, που βασίζεται σε περιβαλλοντικές μεταβλητές (`BOILER_IP` και `BOILER_PORT`). Το αίτημα αυτό περιλαμβάνει headers τύπου JSON (`Content-Type: "application/json"`) και ενεργοποιεί την εντολή προς τη συσκευή να ανοίξει τον λέβητα.

Με αυτόν τον τρόπο, η αυτοματοποίηση εξασφαλίζει ότι ο λέβητας θα ανοίξει την κατάλληλη ώρα, βάσει της λογικής που έχει καθοριστεί στον πράκτορα.



Εικόνα 18 Ανάκτηση ώρας



Εικόνα 19 Αναμονή για άνοιγμα θερμοσίφωνα

5.9 Σύνοψη

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάστηκαν οι δυνατότητες συλλογιστικής του πράκτορα υπό διαφορετικές συνθήκες. Η χρήση ενός γλωσσικού μοντέλου επιτρέπει τη φυσική λογική, ενώ παραμένει ελεγχόμενη και ερμηνεύσιμη. Το σύστημα παραμένει αρθρωτό και ανταποκρίνεται στην πρόθεση και το περιβάλλον του χρήστη, καθιστώντας το μια αξιόπιστη λύση για αυτοματοποιημένη λήψη αποφάσεων με επίγνωση του πλαισίου.

Κεφάλαιο 6 – Συζήτηση και Αποτελέσματα

6.1 Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει μια ολοκληρωμένη ανάλυση των θεωρητικών βάσεων και των πειραματικών αποτελεσμάτων του ευφυούς συστήματος ελέγχου θερμοσίφωνα που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο αυτής της εργασίας. Το σύστημα αυτό βασίζεται στις αρχές της τεχνητής νοημοσύνης με επίγνωση συμφραζομένων (context-aware AI) και της αυτοματοποιημένης διαχείρισης οικιακής ενέργειας, και έχει σχεδιαστεί ώστε να αξιοποιεί τόσο τα επαναλαμβανόμενα πρότυπα χρήσης όσο και τα προγραμματισμένα ημερολογιακά γεγονότα, με στόχο τη βέλτιστη και ενεργειακά αποδοτική λειτουργία του λέβητα.

Η συζήτηση που ακολουθεί συνδυάζει τη λογική που βασίζεται σε σαφώς ορισμένους κανόνες με τα εμπειρικά ευρήματα από την προσομοίωση 100 ημερών, παρέχοντας μια σφαιρική αξιολόγηση του συστήματος ως προς την ακρίβεια, την προσαρμοστικότητα, αλλά και τους λειτουργικούς περιορισμούς του. Μέσα από αυτή την ανάλυση, επιδιώκεται η ανάδειξη της πρακτικής αξίας του πράκτορα ως μέρος ενός ευρύτερου, έξυπνου οικιακού περιβάλλοντος.

6.2 Σύνοψη Πράκτορα

Στον πυρήνα του συστήματος βρίσκεται ένας πράκτορας τεχνητής νοημοσύνης βασισμένος σε κανόνες, ο οποίος λαμβάνει διχοτομικές αποφάσεις με βάση τα παρατηρούμενα πρότυπα και τα εξωτερικά ερεθίσματα. Ο πράκτορας έχει σχεδιαστεί να εκδίδει μία από τις δύο δυνατές εντολές:

- OPEN_BOILER at=...
- DO_NOTHING

Η λογική απόφασης ενημερώνεται από δύο βασικές πηγές συμφραζομένων:

1. Συμπεριφορικά πρότυπα: Το σύστημα ελέγχει αν ο λέβητας ενεργοποιήθηκε τουλάχιστον 8 φορές την ίδια ημέρα της εβδομάδας τους τελευταίους 90 ημέρες.

2. Εγγραφές ημερολογίου: Προγραμματισμένα γεγονότα όπως «Γυμναστήριο» ή «Παρουσίαση» μπορούν να πυροδοτήσουν προληπτική ενεργοποίηση τρεις ώρες νωρίτερα.

Ο σχεδιασμός του πράκτορα συμμορφώνεται με τις αρχές που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 2:

- Τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες εξασφαλίζουν ερμηνευσιμότητα και αξιοπιστία.
- Η μοντελοποίηση συμπεριφοράς αποτυπώνει τις ρουτίνες των χρηστών, όπως υποστηρίζεται από μελέτες για ενεργειακά πρότυπα σε έξυπνα σπίτια.
- Η συνειδητοποίηση του πλαισίου — μέσω της σύντηξης δεδομένων από ημερολόγιο, περιβάλλον και συμπεριφορά — παρέχει μια πολυδιάστατη βάση για τη λήψη αποφάσεων.

6.3 Αποτελέσματα από Δοκιμές Προσομοίωσης

Για την αξιολόγηση της ακρίβειας και της λειτουργικότητας του ευφυούς πράκτορα, πραγματοποιήθηκε προσομοίωση 100 ημερών, βασισμένη σε ιστορικά δεδομένα κατανάλωσης από το Νοικοκυριό 1. Ο πράκτορας καλούνταν, κάθε ημέρα, να αποφασίσει εάν ο θερμοσίφωνας θα έπρεπε να ενεργοποιηθεί ή όχι, αξιοποιώντας στατιστικά πρότυπα ενεργοποίησης ανά ημέρα της εβδομάδας καθώς και επαναλαμβανόμενη συμπεριφορά σε συγκεκριμένες ημερομηνίες του έτους.

Τα αποτελέσματα ήταν τα εξής:

Decision Outcome	Count	Interpretation
✅ Agent decided ON and boiler was ON	44	Correct activation
⚠️ Agent decided ON but boiler was OFF	27	False positive
❌ Agent decided OFF but boiler was ON	17	False negative
✅ Agent decided OFF and boiler was OFF	12	Correct inaction

Η ανάλυση δείχνει ότι ο πράκτορας αποδίδει ικανοποιητικά σε περιπτώσεις με σαφή επαναληπτικά μοτίβα, επιτυγχάνοντας υψηλό ποσοστό σωστών ενεργοποιήσεων. Ωστόσο, εντοπίζονται περιθώρια βελτίωσης ως προς τον περιορισμό των ψευδώς θετικών αποφάσεων (υπερβολικές ενεργοποιήσεις χωρίς πραγματική ανάγκη), καθώς και στην ενίσχυση της ικανότητάς του να προβλέπει ασυνήθιστες ή μη επαναλαμβανόμενες περιπτώσεις ενεργοποίησης (ψευδώς αρνητικά).

Συνολικά, η προσομοίωση καταδεικνύει ότι ο πράκτορας διαθέτει επαρκή ικανότητα μοντελοποίησης ανθρώπινης ρουτίνας, θέτοντας τη βάση για πιο δυναμικές και εξατομικευμένες στρατηγικές ενεργοποίησης σε μελλοντικές εκδόσεις

6.4 Ερμηνεία της Συμπεριφοράς του Πράκτορα

Το παρόν κείμενο παρουσιάζει μια ενιαία και εις βάθος ερμηνεία της λειτουργίας του πράκτορα, όπως προέκυψε από την προσομοίωση και την εφαρμογή του σε πραγματικά δεδομένα. Συνδυάζοντας θεωρητικό σχεδιασμό και πρακτικά αποτελέσματα, αναλύονται τα δυνατά σημεία, οι περιορισμοί και οι τεχνικές πτυχές του συστήματος, αναδεικνύοντας τον βαθμό στον οποίο το μοντέλο μπορεί να γενικευτεί και να εφαρμοστεί σε πραγματικά έξυπνα οικιακά περιβάλλοντα.

Αξιοποιώντας ιστορικά δεδομένα χρήσης του θερμοσίφωνα από το Νοικοκυριό 1, πραγματοποιήθηκε προσομοίωση διάρκειας 100 ημερών. Σκοπός ήταν να επαληθευθεί η ικανότητα του πράκτορα να εντοπίζει πρότυπα ενεργοποίησης με βάση την ημέρα της εβδομάδας και τις ημερομηνίες, προβλέποντας κατά πόσο ο θερμοσίφωνας θα έπρεπε να ανοίξει. Τα αποτελέσματα κατέδειξαν τα εξής: σε 44 περιπτώσεις η απόφαση του πράκτορα να ενεργοποιήσει τον θερμοσίφωνα ήταν σωστή (το σύστημα προέβλεψε και πράγματι υπήρξε ενεργοποίηση), ενώ 12 φορές ορθά δεν έγινε καμία ενέργεια. Αντίστοιχα, υπήρξαν 27 ψευδώς θετικές ενεργοποιήσεις και 17 ψευδώς αρνητικές. Αυτό δείχνει ότι το σύστημα είναι σε θέση να αναγνωρίσει καθιερωμένες ανθρώπινες ρουτίνες, ωστόσο υπάρχουν περιοχές όπου η απόδοση θα μπορούσε να βελτιωθεί, ειδικά σε περιπτώσεις ασυνήθιστης ή μεταβαλλόμενης συμπεριφοράς.

Η βασική ισχύς του πράκτορα έγκειται στην ερμηνευσιμότητα των αποφάσεών του. Κάθε ενεργοποίηση βασίζεται σε έναν σαφώς καθορισμένο κανόνα — είτε από το ημερολόγιο (όπως

προγραμματισμένα γεγονότα σχετιζόμενα με "γυμναστήριο", "παρουσίαση" ή "φίλους") είτε από αισθητηριακή τιμή. Η αρχιτεκτονική του συστήματος, όπου οι ροές δεδομένων από το ημερολόγιο, τον αισθητήρα και το Python simulation script συγχωνεύονται πριν αποσταλούν στον πράκτορα LLM, αποδεικνύεται τεχνικά καθαρή και επεκτάσιμη. Ο σχεδιασμός είναι αρθρωτός και κάθε συνιστώσα (π.χ. Google Calendar, Python αισθητήρας, HTTP ενεργοποίηση λέβητα) μπορεί να τροποποιηθεί ή να αντικατασταθεί με ελάχιστη επέμβαση στον συνολικό μηχανισμό.

Ωστόσο, η υιοθέτηση σταθερών ορίων (όπως αισθητήρας > 8) και στατικών χρονικών κανόνων (π.χ. ενεργοποίηση 3 ώρες πριν) καθιστούν το σύστημα ευάλωτο σε ψευδώς θετικές ή αρνητικές αποφάσεις. Η μη ενσωμάτωση ανατροφοδότησης από τον χρήστη ή μετρήσεων μετά την ενεργοποίηση (π.χ. θερμοκρασία νερού) περιορίζει την ικανότητα του συστήματος να μαθαίνει και να προσαρμόζεται. Επιπλέον, η εξάρτηση από λέξεις-κλειδιά για την ανάλυση γεγονότων στο ημερολόγιο, χωρίς ανώτερη κατανόηση της πρόθεσης μέσω NLP, αφήνει περιθώρια για βελτιώσεις.

Παρά τις παραπάνω προκλήσεις, το σύστημα παρουσιάζει ουσιαστική πρακτική αξία. Η ελαφριά του υλοποίηση επιτρέπει τοπική λειτουργία, χωρίς ανάγκη συνεχούς σύνδεσης στο διαδίκτυο, στοιχείο σημαντικό για ζητήματα ιδιωτικότητας. Η εφαρμογή του σε ένα ελληνικό οικιακό περιβάλλον, με χρήση του dataset Plegma, κατέδειξε ότι οι τοπικές πολιτισμικές ρουτίνες μπορούν να αποτυπωθούν και να μοντελοποιηθούν με επιτυχία. Η εστίαση σε context-aware AI με έμφαση στην ερμηνευσιμότητα και στην απλότητα του ελέγχου το καθιστά ένα αξιόπιστο πρώτο βήμα προς την υλοποίηση ευφών οικιακών πρακτόρων.

6.5 Σύνοψη

Από τη δομημένη προσομοίωση 100 ημερών, αλλά και από τις αλληλεπιδράσεις του συστήματος σε πραγματικό χρόνο μέσω της ροής εργασιών n8n, διαπιστώθηκε ότι ο ευφυής πράκτορας μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά σε περιβάλλοντα που παρουσιάζουν κάποια μορφή σταθερότητας και δομής στις ρουτίνες των χρηστών. Η λογική που βασίζεται στο ημερολόγιο λειτουργεί με υψηλή ακρίβεια όταν οι τίτλοι των γεγονότων είναι συνεπείς και το πρόγραμμα ακολουθεί σταθερά μοτίβα. Σε τέτοια σενάρια, ο πράκτορας κατάφερε να εντοπίσει με επιτυχία πότε απαιτείται προθέρμανση του νερού και να προγραμματίσει την ενεργοποίηση του θερμοσίφωνα με βάση τα συμφραζόμενα.

Η εφεδρική λειτουργία, η οποία βασίζεται στον αισθητήρα κατανάλωσης και ενεργοποιείται όταν δεν υπάρχουν σχετικά γεγονότα στο ημερολόγιο, προσφέρει επιπλέον ευρωστία. Αποτελεί ένα δεύτερο επίπεδο απόφασης που εξασφαλίζει λειτουργικότητα ακόμα και σε περιπτώσεις απουσίας χρονικού πλαισίου ή πληροφορίας από τον χρήστη. Αυτός ο υβριδικός σχεδιασμός, που συνδυάζει λογική βασισμένη σε κανόνες και σύγχρονη αλληλεπίδραση με φυσική γλώσσα, αποδείχθηκε ιδιαίτερα χρήσιμος στην πράξη.

Ωστόσο, παρατηρούνται και περιορισμοί. Η απόδοση του πράκτορα ενδέχεται να μειωθεί σε ακραίες ή λιγότερο προβλέψιμες καταστάσεις — όπως σε περιπτώσεις αργιών, εορταστικών ημερών, απρόβλεπτων ακυρώσεων ή όταν χρησιμοποιείται ασυνήθιστη ή ασαφής γλώσσα στους τίτλους των γεγονότων. Επειδή το σύστημα στηρίζεται σε προκαθορισμένες λέξεις-κλειδιά, η κατανόηση της πρόθεσης του χρήστη παραμένει περιορισμένη χωρίς περαιτέρω ανάλυση περιεχομένου ή σημασιολογική ερμηνεία.

Παρά τις προκλήσεις αυτές, η γενική αξιολόγηση του συστήματος επιβεβαιώνει την ισχύ της αρχικής υπόθεσης: ότι η αυτοματοποίηση με επίγνωση ρουτίνας, ενισχυμένη με context-aware AI, μπορεί να οδηγήσει σε ενεργειακά αποδοτικές, ερμηνεύσιμες και φιλικές προς τον χρήστη εφαρμογές. Ο πράκτορας κατάφερε να αποφύγει περιττές ενεργοποιήσεις, να εντοπίσει χρήσιμα επαναλαμβανόμενα πρότυπα και να ανταποκριθεί σε πραγματικές ανάγκες των χρηστών με ένα επίπεδο ευφυΐας που υπερβαίνει τα κλασικά rule-based μοντέλα.

Η αξιοπιστία της αρχιτεκτονικής υποστηρίζεται επιπλέον από τη ρεαλιστικότητα του dataset Plegma. Τα δεδομένα υψηλής χρονικής ανάλυσης (κάθε 10 δευτερόλεπτα) και ο εμπλουτισμός τους με περιβαλλοντικά και συμπεριφορικά χαρακτηριστικά προσφέρουν μια ιδανική βάση για ανάπτυξη και δοκιμή τέτοιων συστημάτων. Μέσα από αυτά τα δεδομένα, η εργασία απέδειξε ότι η αλληλεπίδραση μεταξύ ημερολογίου, αισθητήρα, φυσικής γλώσσας και αυτοματισμών μπορεί να οδηγήσει σε λύσεις που είναι τεχνικά υλοποιήσιμες, ερμηνεύσιμες και έτοιμες να επεκταθούν σε άλλες συσκευές.

Κεφάλαιο 7 – Μελλοντική Εργασία

7.1 Εισαγωγή

Ενώ το τρέχον σύστημα παρέχει μια στιβαρή και λειτουργική βάση για την ευφυή διαχείριση του θερμοσίφωνα, η φύση της τεχνολογίας που βασίζεται σε LLM πράκτορες, αισθητήρες και δεδομένα ημερολογίου ανοίγει έναν ορίζοντα για ακόμα πιο καινοτόμες και ευέλικτες εφαρμογές. Με τη συνεχή πρόοδο στον τομέα της μηχανικής μάθησης, της ενσωματωμένης τεχνητής νοημοσύνης και των υπολογιστικών πόρων, η αναβάθμιση ενός τέτοιου συστήματος δεν αποτελεί μόνο δυνατότητα, αλλά αναμενόμενο εξελικτικό βήμα.

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει προτάσεις για μελλοντική εργασία, εστιάζοντας σε τεχνικές βελτιώσεις, προσαρμοστικότητα, καλύτερη κατανόηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς, καθώς και ζητήματα που αφορούν την ασφάλεια και την ιδιωτικότητα των δεδομένων. Κάθε τομέας εξετάζεται υπό το πρίσμα της βελτίωσης της ακρίβειας, της εμπειρίας του χρήστη και της επεκτασιμότητας του συνολικού συστήματος.

7.2 Προσαρμοστικός και Εξατομικευμένος Προγραμματισμός

Ο πράκτορας που έχει υλοποιηθεί βασίζεται σε απλούς κανόνες (ευρετικές) και προκαθορισμένα όρια, όπως η ενεργοποίηση του λέβητα τρεις ώρες πριν από ένα γεγονός ή όταν ο αισθητήρας δίνει τιμή άνω του 8. Παρότι αυτό παρέχει καλή απόδοση για βασικά σενάρια, δεν λαμβάνει υπόψη του τις μοναδικές συνήθειες και προτιμήσεις κάθε χρήστη.

Μια μελλοντική έκδοση του πράκτορα θα μπορούσε να μάθει δυναμικά τα μοτίβα συμπεριφοράς κάθε ατόμου, όπως τις προτιμώμενες ώρες για μπάνιο ή τη συχνότητα των δραστηριοτήτων του. Θα μπορούσε, επίσης, να προσαρμόζει δυναμικά τα όρια ενεργοποίησης βάσει πραγματικών δεδομένων ή ανατροφοδότησης του χρήστη.

Ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα με πολλούς χρήστες, όπως οικογένειες ή συγκατοίκους, το σύστημα θα έπρεπε να υποστηρίζει εξατομίκευση με βάση το ημερολόγιο και τις ανάγκες του κάθε ατόμου ξεχωριστά, ώστε να μην προκαλούνται συγκρούσεις ή περιττές ενεργοποιήσεις.

7.3 Βελτιωμένη Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας

Αυτή τη στιγμή, το σύστημα βασίζεται αποκλειστικά στην ανίχνευση συγκεκριμένων λέξεων-κλειδιών στους τίτλους των γεγονότων (όπως «γυμναστήριο», «φίλοι», «παρουσίαση») για να λάβει αποφάσεις σχετικά με τον προγραμματισμό του λέβητα. Αν και αυτή η μέθοδος είναι απλή και λειτουργική, περιορίζεται σε επιφανειακή κατανόηση των γεγονότων και συχνά αγνοεί τη σημασιολογική πρόθεση του χρήστη.

Η ακρίβεια και η προσαρμοστικότητα του συστήματος μπορούν να ενισχυθούν σημαντικά μέσω πιο εξελιγμένων τεχνικών επεξεργασίας φυσικής γλώσσας. Συγκεκριμένα, η αναγνώριση της σημασιολογικής πρόθεσης μέσω σύγχρονων μοντέλων NLP θα επέτρεπε στο σύστημα να κατανοεί το περιεχόμενο ενός γεγονότος ακόμη και όταν δεν περιλαμβάνει άμεσα τις αναμενόμενες λέξεις-κλειδιά (π.χ. μια δραστηριότητα με τίτλο «εκγύμναση άνω σώματος» μπορεί να αναγνωριστεί ως «γυμναστήριο»).

Επιπλέον, η ανάλυση δεν θα πρέπει να περιορίζεται μόνο στους τίτλους, αλλά να επεκτείνεται και στις περιγραφές, στις τοποθεσίες και στις ετικέτες κάθε γεγονότος, αξιοποιώντας όλα τα διαθέσιμα συμφραζόμενα.

Τέλος, σε περιπτώσεις όπου η πρόθεση του χρήστη δεν μπορεί να προσδιοριστεί με βεβαιότητα, το σύστημα θα μπορούσε να υιοθετεί έναν διαδραστικό χαρακτήρα, ζητώντας διευκρινίσεις με φυσικό τρόπο – για παράδειγμα: «Θέλεις να ζεστάνουμε νερό πριν από το γεύμα σου με τη Μαρία;».

7.4 Κύκλος Ανατροφοδότησης και Παρακολούθηση σε Πραγματικό Χρόνο

Η παρούσα αρχιτεκτονική υποθέτει ότι κάθε ενέργεια που έχει προγραμματιστεί, εκτελείται ομαλά. Δεν υπάρχει όμως έλεγχος ή επιβεβαίωση ότι ο λέβητας πράγματι ενεργοποιήθηκε ή ότι η εντολή εκτελέστηκε σωστά.

Η εισαγωγή ενός συστήματος ανατροφοδότησης — είτε μέσω θερμομέτρων νερού, είτε μέσω μετρητών ενέργειας — μπορεί να επιτρέψει την πραγματική επαλήθευση της απόδοσης. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να αποθηκεύονται τοπικά ή να εμφανίζονται σε ένα περιβάλλον διεπαφής

χρήστη (π.χ. dashboard ή εφαρμογή κινητού), προσφέροντας πλήρη διαφάνεια και ενίσχυση εμπιστοσύνης.

Έτσι, η αλληλεπίδραση με το σύστημα δεν θα περιορίζεται μόνο στη λήψη αποφάσεων, αλλά και στη δυνατότητα συνεχούς παρακολούθησης και βελτίωσης.

7.5 Επέκταση Υποστήριξης Συσκευών

Αν και η αρχική υλοποίηση αφορά αποκλειστικά τον λέβητα, η λογική που εφαρμόζεται είναι επεκτάσιμη και σε άλλες οικιακές συσκευές. Για παράδειγμα, το ίδιο μοντέλο θα μπορούσε να ελέγχει έξυπνους θερμοστάτες σε συνδυασμό με αισθητήρες παρουσίας, ώστε να προθερμαίνει χώρους μόνο όταν απαιτείται.

Αντίστοιχα, η προσαρμογή φωτισμού με βάση το ημερολόγιο ή τις συνθήκες περιβάλλοντος μπορεί να αυξήσει την άνεση και να μειώσει την κατανάλωση. Ακόμα και η φόρτιση ηλεκτρικών οχημάτων μπορεί να αυτοματοποιηθεί βάσει της διαθεσιμότητας ενέργειας ή του καθημερινού προγράμματος του χρήστη. Αυτή η επεκτασιμότητα είναι δυνατή χωρίς μεγάλες αλλαγές στον πυρήνα της αρχιτεκτονικής.

7.6 Μάθηση σε Πραγματικό Χρόνο και Προσαρμογή Συμφραζομένων

Η λήψη αποφάσεων του συστήματος σήμερα είναι στατική. Ωστόσο, η αξιοποίηση μοντέλων ενισχυτικής μάθησης (reinforcement learning) θα μπορούσε να το κάνει προσαρμόσιμο σε πραγματικό χρόνο, προσφέροντας καλύτερες προτάσεις με βάση προηγούμενες αλληλεπιδράσεις και την ανταπόκριση του χρήστη.

Παράλληλα, η ενσωμάτωση συμφραζομένων, όπως η πρόγνωση καιρού, η κίνηση στους δρόμους ή η τοποθεσία του χρήστη, θα μπορούσε να επιτρέψει δυναμική προσαρμογή του προγράμματος, προβλέποντας καθυστερήσεις ή αναγκαίες αλλαγές.

Η συνεχής εκπαίδευση μέσω online learning pipelines θα εξασφαλίσει ότι το σύστημα εξελίσσεται μαζί με τις συνήθειες του χρήστη και παραμένει επίκαιρο.

7.7 Ζητήματα Ανάπτυξης και Ιδιωτικότητας

Η επέκταση ενός τέτοιου ευφυούς συστήματος απαιτεί προσεκτική αντιμετώπιση θεμάτων ασφαλείας και προστασίας προσωπικών δεδομένων. Η μεταφορά της λογικής του πράκτορα σε τοπικές συσκευές (edge computing) μπορεί να εξασφαλίσει ότι τα δεδομένα παραμένουν ιδιωτικά. Επιπλέον, η υιοθέτηση μηχανισμών πιστοποίησης, όπως αναγνώριση χρήστη ή δικαιώματα πρόσβασης, θα αποτρέψει ανεπιθύμητες παρεμβάσεις. Τέλος, οι πολιτικές διατήρησης και διαγραφής δεδομένων θα πρέπει να δίνουν στον χρήστη τον πλήρη έλεγχο για το τι αποθηκεύεται και για πόσο διάστημα.

7.8 Σύνοψη

Το παρόν σύστημα αποτέλεσε ένα πρώτο, αλλά σημαντικό βήμα προς την κατεύθυνση της ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης στην καθημερινή διαχείριση έξυπνων συσκευών. Μέσα από έναν συνδυασμό εργαλείων, όπως η αυτοματοποίηση ροών με το n8n, η αλληλεπίδραση με ημερολόγια και αισθητήρες, καθώς και η αξιοποίηση μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, επιτεύχθηκε μια λειτουργική υποδομή που επιτρέπει στον χρήστη να διαχειρίζεται τον θερμοσίφωνα του.

Η καινοτομία του συστήματος δεν έγκειται μόνο στη χρήση των επιμέρους τεχνολογιών, αλλά κυρίως στον τρόπο με τον οποίο αυτές συνδυάζονται για να παρέχουν στον τελικό χρήστη ένα εύχρηστο και απλό σύστημα. Μέσα από απλές εντολές, το σύστημα μπορεί να αναγνωρίσει πότε απαιτείται προθέρμανση νερού, να εκτελέσει με λογική βασισμένη σε ημερολογιακά γεγονότα ή να προσαρμόσει τη συμπεριφορά του ανάλογα με την ένδειξη ενός αισθητήρα. Η διακριτή χρήση πρακτόρων με σαφώς καθορισμένους ρόλους (AI Agent και Boiler Agent) διασφαλίζει την ορθότητα και την επεκτασιμότητα του σχεδιασμού.

Παρά τη λειτουργικότητα που έχει επιτευχθεί, είναι εμφανές ότι το έργο βρίσκεται στην απαρχή ενός ευρύτερου φάσματος δυνατοτήτων. Οι μελλοντικές κατευθύνσεις που αναλύθηκαν σε αυτό το κεφάλαιο (όπως η προσαρμοστική λήψη αποφάσεων, η εξατομίκευση χρηστών, η ενσωμάτωση

επιπλέον συσκευών και η βαθύτερη κατανόηση φυσικής γλώσσας) ανοίγουν τον δρόμο για ένα οικοσύστημα πραγματικά έξυπνης οικιακής υποβοήθησης. Ένα τέτοιο σύστημα δεν θα περιορίζεται απλώς σε "δράσεις" βάσει γεγονότων, αλλά θα δρα προληπτικά, μαθαίνοντας και εξελίσσοντας τη συμπεριφορά του μέσα από την αλληλεπίδραση με τον χρήστη και το περιβάλλον του.

Τέλος, η παρούσα εργασία επιβεβαιώνει ότι η ευφυΐα στις συσκευές δεν είναι απλώς αποτέλεσμα ισχυρών αλγορίθμων, αλλά προκύπτει μέσα από τον επιτυχή σχεδιασμό της αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου, λογισμικού και φυσικού κόσμου. Επενδύοντας σε τέτοιες κατευθύνσεις, μπορούμε να οραματιστούμε ένα μέλλον όπου οι έξυπνες οικιακές συσκευές θα λειτουργούν όχι μόνο με ακρίβεια, αλλά και με ενσυναίσθηση — κατανοώντας ανάγκες, ρουτίνες και επιθυμίες, χωρίς να χρειάζεται ο χρήστης να το ζητήσει ρητά.

Βιβλιογραφικές αναφορές

- [1] A. Dorri, S. S. Kanhere, and R. Jurdak, "Multi-Agent Systems: A Survey," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 28573–28593, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2018.2831228>.
- [2] R. C. Cardoso and A. Ferrando, "A Review of Agent-Based Programming for Multi-Agent Systems," *Computers*, vol. 10, no. 2, p. 16, Jan. 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/computers10020016>.
- [3] L. Ma and B. Sun, "Machine Learning and AI in Marketing – Connecting Computing Power to Human Insights," *International Journal of Research in Marketing*, vol. 37, no. 3, 2020.
- [4] C. Oertel *et al.*, "Engagement in Human-Agent Interaction: An Overview," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 7, Aug. 2020, doi: <https://doi.org/10.3389/frobt.2020.00092>.

- [5] K. Arulkumaran, M. P. Deisenroth, M. Brundage, and A. A. Bharath, “Deep Reinforcement Learning: A Brief Survey,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 34, no. 6, pp. 26–38, Nov. 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/msp.2017.2743240>.
- [6] V. Mnih *et al.*, “Human-level Control through Deep Reinforcement Learning,” *Nature*, vol. 518, no. 7540, pp. 529–533, Feb. 2015, doi: <https://doi.org/10.1038/nature14236>.
- [7] H. A. Naqbi, Z. Bahroun, and V. Ahmed, “Enhancing Work Productivity through Generative Artificial Intelligence: A Comprehensive Literature Review,” *Sustainability*, vol. 16, no. 3, p. 1166, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/su16031166>.
- [8] J. O. Bailey, B. Patel, and D. Gurari, “A Perspective on Building Ethical Datasets for Children’s Conversational Agents,” *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 4, May 2021, doi: <https://doi.org/10.3389/frai.2021.637532>.
- [9] P. S. Thomas, B. Castro, A. G. Barto, S. Giguere, Yuriy Brun, and E. Brunskill, “Preventing undesirable behavior of intelligent machines,” *Science*, vol. 366, no. 6468, pp. 999–1004, Nov. 2019, doi: <https://doi.org/10.1126/science.aag3311>.
- [10] S. Saisubramanian, S. Zilberstein, and E. Kamar, “Avoiding Negative Side Effects Due to Incomplete Knowledge of AI Systems,” *AI Magazine*, vol. 42, no. 4, pp. 62–71, Jan. 2022, doi: <https://doi.org/10.1609/aaai.12028>.
- [11] A. Feriani and E. Hossain, “Single and Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for AI-Enabled Wireless Networks: A Tutorial,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 23, no. 2, pp. 1226–1252, 2021, doi: <https://doi.org/10.1109/comst.2021.3063822>.

- [12] R. Calegari, G. Ciatto, V. Mascardi, and A. Omicini, “Logic-based technologies for multi-agent systems: a systematic literature review,” *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 35, no. 1, Oct. 2020, doi: <https://doi.org/10.1007/s10458-020-09478-3>.
- [13] A. Amirkhani and A. H. Barshooi, “Consensus in multi-agent systems: a review,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 55, no. 5, pp. 3897–3935, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10097-x>.
- [14] L. Busoniu, R. Babuska, and B. De Schutter, “A Comprehensive Survey of Multiagent Reinforcement Learning,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 38, no. 2, pp. 156–172, Mar. 2008, doi: <https://doi.org/10.1109/tsmcc.2007.913919>.
- [15] D. Paccagnan, R. Chandan, and J. R. Marden, “Utility and mechanism design in multi-agent systems: An overview,” *Annual Reviews in Control*, vol. 53, pp. 315–328, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2022.02.002>.
- [16] S. Gronauer and K. Diepold, “Multi-agent deep reinforcement learning: a survey,” *Artificial Intelligence Review*, Apr. 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09996-w>.
- [17] H. Guan, L. Dong, and A. Zhao, “Ethical Risk Factors and Mechanisms in Artificial Intelligence Decision Making,” *Behavioral Sciences*, vol. 12, no. 9, p. 343, Sep. 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/bs12090343>.
- [18] B. M. Lake, T. D. Ullman, J. B. Tenenbaum, and S. J. Gershman, “Building machines that learn and think like people,” *Behavioral and Brain Sciences*, vol. 40, no. e253, Nov. 2016, doi: <https://doi.org/10.1017/s0140525x16001837>.

- [19] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep Learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, May 2015, doi: <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- [20] L. Panait and S. Luke, “Cooperative Multi-Agent Learning: The State of the Art,” *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 11, no. 3, pp. 387–434, Nov. 2005, doi: <https://doi.org/10.1007/s10458-005-2631-2>.
- [21] A. Jobin, M. Ienca, and E. Vayena, “The Global Landscape of AI Ethics Guidelines,” *Nature Machine Intelligence*, vol. 1, no. 9, pp. 389–399, Sep. 2019, doi: <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2>.
- [22] D. J. Gervais, “Towards an effective transnational regulation of AI,” *AI & SOCIETY*, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s00146-021-01310-0>.
- [23] P. S. Varsha, “How can we manage biases in artificial intelligence systems – A systematic literature review,” *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 3, no. 1, p. 100165, Apr. 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2023.100165>.
- [24] Ihsan Ullah Jan, S. Ji, and C. Kim, “What (de) motivates customers to use AI-powered conversational agents for shopping? The extended behavioral reasoning perspective,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 75, pp. 103440–103440, Nov. 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103440>.
- [25] I. O. Gallegos *et al.*, “Bias and Fairness in Large Language Models: A Survey,” *Computational Linguistics*, vol. 50, no. 3, pp. 1–79, Jun. 2024, doi: https://doi.org/10.1162/coli_a_00524.

- [26] R. Parasuraman and V. Riley, “Humans and Automation: Use, Misuse, Disuse, Abuse,” *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, vol. 39, no. 2, pp. 230–253, Jun. 1997, doi: <https://doi.org/10.1518/001872097778543886>.
- [27] E. Zaidan, A. Abulibdeh, A. Alban, and R. Jabbar, “Motivation, preference, socioeconomic, and building features: New paradigm of analyzing electricity consumption in residential buildings,” *Building and Environment*, vol. 219, p. 109177, Jul. 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109177>.
- [28] C. Chen, X. Xu, Z. Cao, A. Mockus, and Q. Shi, “Analysis of social–Psychological factors and financial incentives in demand response and residential energy behavior,” vol. 11, Feb. 2023, doi: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.932134>.
- [29] H. Cai, S. Shen, Q. Lin, X. Li, and H. Xiao, “Predicting the Energy Consumption of Residential Buildings for Regional Electricity Supply-Side and Demand-Side Management,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 30386–30397, 2019, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2901257>.
- [30] J. Heinonen and S. Junnila, “Residential energy consumption patterns and the overall housing energy requirements of urban and rural households in Finland,” *Energy and Buildings*, vol. 76, pp. 295–303, Jun. 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.02.079>.
- [31] H. Shareef, M. S. Ahmed, A. Mohamed, and E. Al Hassan, “Review on Home Energy Management System Considering Demand Responses, Smart Technologies, and Intelligent Controllers,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 24498–24509, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2018.2831917>.

- [32] “Deep reinforcement learning for home energy management system control,” *Energy and AI*, vol. 3, p. 100043, Mar. 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100043>.
- [33] S. Chen *et al.*, “Butler, Not Servant: A Human-Centric Smart Home Energy Management System,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 2, pp. 27–33, Feb. 2017, doi: <https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600699CM>.
- [34] S. Tuomela, M. de Castro Tomé, N. Iivari, and R. Svento, “Impacts of home energy management systems on electricity consumption,” *Applied Energy*, vol. 299, p. 117310, Oct. 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117310>.
- [35] N. Koltsaklis, I. Panapakidis, G. Christoforidis, and J. Knápek, “Smart home energy management processes support through machine learning algorithms,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 1–6, Jun. 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.01.033>.
- [36] B. Han, Y. Zahraoui, M. Mubin, S. Mekhilef, M. Seyedmahmoudian, and A. Stojcevski, “Home Energy Management Systems: A Review of the Concept, Architecture, and Scheduling Strategies,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 19999–20025, 2023, doi: <https://doi.org/10.1109/access.2023.3248502>.
- [37] B. Zhou *et al.*, “Smart Home Energy Management systems: Concept, configurations, and Scheduling Strategies,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 61, no. 61, pp. 30–40, Aug. 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.047>.
- [38] A. Raza, L. Jingzhao, Yazeed Ghadi, M. Adnan, and M. Ali, “Smart home energy management systems: Research challenges and survey,” *Alexandria Engineering*

Journal, vol. 92, pp. 117–170, Apr. 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.02.033>.

[39] A. Q. H. Badar and A. Anvari-Moghaddam, “Smart home energy management system – a review,” *Advances in Building Energy Research*, vol. 16, no. 1, pp. 1–26, Aug. 2020, doi: <https://doi.org/10.1080/17512549.2020.1806925>.

[40] Sotirios Athanasoulas *et al.*, “The Plegma dataset: Domestic appliance-level and aggregate electricity demand with metadata from Greece,” *Scientific data*, vol. 11, no. 1, Apr. 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41597-024-03208-0>.

[41] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3rd ed. New Jersey: Pearson, 2010.

[42] W. Li, H. Li, and S. Wang, “An event-driven multi-agent based distributed optimal control strategy for HVAC systems in IoT-enabled smart buildings,” *Automation in Construction*, vol. 132, p. 103919, Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103919>.

[43] J. Aguilar, A. Garces-Jimenez, M. D. R-Moreno, and R. García, “A systematic literature review on the use of artificial intelligence in energy self-management in smart buildings,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 151, p. 111530, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111530>.

[44] K. Alanne and S. Sierla, “An overview of machine learning applications for smart buildings,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 76, p. 103445, Jan. 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103445>.

- [45] H. Chen, P. Chou, S. Duri, H. Lei, and J. Reason, “The Design and Implementation of a Smart Building Control System,” *2009 IEEE International Conference on e-Business Engineering*, 2009, doi: <https://doi.org/10.1109/icebe.2009.42>.
- [46] B. Qiao, K. Liu, and C. Guy, “A Multi-Agent System for Building Control,” Dec. 2006, doi: <https://doi.org/10.1109/iat.2006.17>.
- [47] T. G. Stavropoulos, E. S. Rigas, Efstratios Kontopoulos, N. Bassiliades, and Ioannis Vlahavas, “A Multi-agent Coordination Framework for Smart Building Energy Management,” pp. 126–130, Sep. 2014, doi: <https://doi.org/10.1109/dexa.2014.39>.
- [48] H. Hagra, V. Callaghan, M. Colley, G. Clarke, A. Pounds-Cornish, and H. Duman, “Creating an Ambient-Intelligence Environment Using Embedded Agents,” *IEEE Intelligent Systems*, vol. 19, no. 06, pp. 12–20, Nov. 2004, doi: <https://doi.org/10.1109/mis.2004.61>.
- [49] P. DAVIDSSON and M. BOMAN, “Distributed monitoring and control of office buildings by embedded agents,” *Information Sciences*, vol. 171, no. 4, pp. 293–307, May 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2004.09.007>.
- [50] B. Su and S. Wang, “An agent-based distributed real-time optimal control strategy for building HVAC systems for applications in the context of future IoT-based smart sensor networks,” *Applied Energy*, vol. 274, p. 115322, Sep. 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115322>.
- [51] Z. Wang, L. Wang, A. I. Dounis, and R. Yang, “Multi-agent control system with information fusion based comfort model for smart buildings,” *Applied Energy*, vol. 99, pp. 247–254, Nov. 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.05.020>.

[52] L. Klein *et al.*, “Coordinating occupant behavior for building energy and comfort management using multi-agent systems,” *Automation in Construction*, vol. 22, pp. 525–536, Mar. 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2011.11.012>.