



**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ
ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ**

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ»**

**«MASTER OF SCIENCE IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE
AND APPLICATIONS»**

**« Εφαρμογή Προσαρμοστικών και Ευφυών
Αλγορίθμων για Μείωση Κατανάλωσης Ενέργειας σε
Συστήματα IoT »**

**Κωνσταντίνος Ντάτης του Ευσταθίου
Επιβλέπων καθηγητής : Κολομβάτσος Κώστας**

Μήνας και Έτος Συγγραφής



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ

ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ

«ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ»

«Master of Science in Artificial Intelligence and Applications»

**«Εφαρμογή Προσαρμοστικών και Ευφυών Αλγορίθμων για
Μείωση Κατανάλωσης Ενέργειας σε Συστήματα IoT»**

Διπλωματική Εργασία που υποβλήθηκε στο Τμήμα Πληροφορικής και
Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας ως μέρος των απαιτήσεων για την
απόκτηση Διπλώματος Μεταπτυχιακών Σπουδών Τεχνητή Νοημοσύνη και Εφαρμογές
από τον/την

Κωνσταντίνος Ντάτης του Ευσταθίου

Δήλωση Αυθεντικότητας, ζητήματα Copyright

«Ο/Η μεταπτυχιακός/ή φοιτητής/τρια που εκπόνησε την παρούσα διπλωματική εργασία φέρει ολόκληρη την ευθύνη προσδιορισμού της δίκαιης χρήσης του υλικού, η οποία ορίζεται στη βάση των εξής παραγόντων: του σκοπού και χαρακτήρα της χρήσης (μη-εμπορικός, μη-κερδοσκοπικός, αλλά εκπαιδευτικός-ερευνητικός), της φύσης του υλικού που χρησιμοποιεί (τμήμα του κειμένου, πίνακες, σχήματα, εικόνες κ.λπ.), του ποσοστού και της σημαντικότητας του τμήματος που χρησιμοποιεί σε σχέση με το όλο κείμενο υπό copyright, και των πιθανών συνεπειών της χρήσης αυτής στην αγορά ή την γενικότερη αξία του υπό copyright κειμένου».

Ο Μεταπτυχιακός Φοιτητής

Μήνας και Έτος Συγγραφής Ιούνιος 2026

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Η παρούσα Μ.Δ.Ε. εγκρίθηκε ομόφωνα από την τριμελή εξεταστική επιτροπή η οποία ορίστηκε από την Σ.Ε. / Συνέλευση του Τμήματος Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας, σύμφωνα με το νόμο και τον εγκεκριμένο Οδηγό Σπουδών του Π.Μ.Σ. «Τεχνητή Νοημοσύνη και Εφαρμογές». Τα μέλη της Επιτροπής ήταν:

1 ^ο Μέλος (Επιβλέπων):	Κολομβάτσος Κώστας
2 ^ο Μέλος:	Δαδαλιάρης Αντώνιος Ν.
3 ^ο Μέλος:	Κωνσταντίνου Ιωάννης

Η έγκριση της Μ.Δ.Ε. από το Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας, δεν υποδηλώνει αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα.

Περίληψη

Στις μέρες μας η ενεργειακή αποδοτικότητα είναι υπεύθυνη για την αυτονομία και την αξιόπιστη λειτουργία πολλών σύγχρονων συστημάτων σε περιβάλλοντα IoT (Internet of Things) και αυτό αφορά κυρίως τα πολύπλοκα συστήματα που συνδέονται διάφοροι κόμβοι μεταξύ τους. Όλοι τροφοδοτούνται κυρίως από πηγές ενέργειας περιορισμένης ισχύος, όπως είναι οι μπαταρίες. Συνήθως αυτά τα συστήματα είναι φτιαγμένα για να λειτουργούν σε απομακρυσμένα ή δυσπρόσιτα περιβάλλοντα. Η ασταμάτητη συλλογή δεδομένων οδηγεί σε παραγωγή τεράστιου όγκου δεδομένων και πλεονάζουσας πληροφορίας με αποτέλεσμα την ταχύτερη εξάντληση των διαθέσιμων πόρων, που στην περίπτωση μας αφορούν τους ενεργειακούς πόρους και τους χώρους αποθήκευσης.

Σε αυτή την διπλωματική εργασία παρουσιάζεται η σχεδίαση, η υλοποίηση μιας μεθόδου που βασίζεται σε fuzzy (ασαφής) λογική καθώς και η αξιολόγηση αυτής με διαφορετικές στρατηγικές δειγματοληψίας με στόχο την μείωση των καταγραφών. Επίσης ως στόχος τίθεται και η αύξηση του χρόνου λειτουργίας του συστήματος καθώς και η διάρκεια ζωής των μπαταριών σε ένα σύστημα IoT χωρίς την απώλεια σημαντικής πληροφορίας. Για την πραγματοποίηση των πειραμάτων χρειάστηκαν ένα Raspberry Pi 4 Model B σε συνδυασμό με τον περιβαλλοντικό αισθητήρα BME680 μέσω του οποίου δίνεται η δυνατότητα συλλογής δεδομένων, όπως θερμοκρασίας, υγρασίας, ατμοσφαιρικής πίεσης και αντίστασης αέρος.

Συγκρίθηκαν τρεις μέθοδοι συλλογής δεδομένων, η αρχική δειγματοληψία με σταθερό χρονικό διάστημα, η δεύτερη με μια απλή προσαρμοστική (adaptive) μέθοδο βασισμένη σε προκαθορισμένα όρια και η τεχνική προσαρμοστικής μεθόδου με fuzzy controller που μελετά την μεταβολή που υπάρχει μεταξύ των μετρήσεων. Ο fuzzy controller δίνει την δυνατότητα να προσαρμόζει δυναμικά το χρονικό διάστημα μεταξύ των μετρήσεων λαμβάνοντας υπόψη την μεταβολή και την τοπική μεταβλητότητα των καταγεγραμμένων σημάτων.

Η προτεινόμενη μέθοδος συνδυάζει την ασαφή λογική, η οποία εντάσσεται στο πεδίο του soft computing και της υπολογιστικής νοημοσύνης, με μια διαδικασία παραμετρικής ρύθμισης και βελτιστοποίησης βασισμένη στα δεδομένα. Η ρύθμιση του fuzzy controller πραγματοποιήθηκε offline σε περιβάλλον Jupyter Notebook, όπου δοκιμάστηκαν διαφορετικοί συνδυασμοί παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και επιλέχθηκε η διαμόρφωση με την καλύτερη απόδοση. Στη συνέχεια, ο βελτιστοποιημένος controller ενσωματώθηκε στο Raspberry Pi και χρησιμοποιήθηκε για τη δυναμική λήψη αποφάσεων κατά τη συλλογή πραγματικών μετρήσεων.

Έπειτα παρουσιάζεται η αξιολόγηση αυτών των μεθόδων. Η μείωση του πλήθους δειγμάτων, η δυνατότητα ανακατασκευής του αρχικού σήματος και η συνολική χρονική διάρκεια της λειτουργικότητας του συστήματος με μία φόρτιση είναι τα βασικά στάδια που εξετάστηκαν. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων κατέδειξαν πως η adaptive λογική με τα προκαθορισμένα όρια αύξησε σημαντικά τον χρόνο λειτουργίας του συστήματος

και μεγάλη μείωση στο πλήθος των καταγραφών όμως η μέθοδος με τον fuzzy controller κατάφερε ακόμη υψηλότερα αποτελέσματα, πάντα σε σύγκριση με το απλό σειριακό μοντέλο.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η δυναμική προσαρμογή της συχνότητας δειγματοληψίας μπορεί να συμβάλλει σημαντικά στην μείωση των συλλεγόμενων δεδομένων και στην αύξηση του χρόνου αυτονομία του συστήματος. Τα ευρήματα αφορούν το συγκεκριμένο πειραματικό υλικό καθώς και περιβαλλοντικές συνθήκες για την παρούσα εργασία ενώ θα ταυτόχρονα υπάρχει και μεγάλο ενδιαφέρον για εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας και σε υπολογιστικές μονάδες χαμηλότερης κατανάλωσης και το πως θα μπορούσε να βοηθήσει συνολικά κάτι τέτοιο για τα επόμενα βήματα αυτής της εργασίας.

Λέξεις-κλειδιά : IoT, Internet of Things, Τεχνητή Νοημοσύνη, soft computing, υπολογιστική νοημοσύνη, ενεργειακή απόδοση, ενεργειακή αντοχή, fuzzy controller, Machine Learning, προσαρμοστική δειγματοληψία, περιβαλλοντικοί αισθητήρες, κεντρικές μονάδες επεξεργασίας, Raspberry Pi.

Abstract

Nowadays, energy efficiency is responsible for the autonomy and reliable operation of many modern IoT (Internet of Things) systems and this mainly concerns complex systems that are connected by various nodes and all are powered mainly by limited power sources, such as batteries. Usually, these systems are built to operate in remote or inaccessible environments. The non-stop collection of data leads to the production of a huge volume of data and redundant information resulting in the faster depletion of available resources, which in our case concern energy resources and storage spaces.

In this thesis, the design implementation of a method based on fuzzy controller logic as well as its evaluation with different sampling strategies aiming at reducing the number of recordings are presented. The goal is also to increase the operating time of the system and the life of the batteries in an IoT system without losing important information. To carry out the experiments, a Raspberry Pi 4 Model B was needed in combination with the BME680 environmental sensor which allows the collection of data such as temperature, humidity, atmospheric pressure and air quality.

Three data collection methods were compared: the initial sampling with a fixed time interval, the second with a simple adaptive method based on predefined limits and an adaptive method technique with a fuzzy controller that studies the change that exists between measurements. The fuzzy controller allows the ability to dynamically adjust the time interval between measurements considering the change and local variability of the recorded signals.

The proposed method combines fuzzy logic, which belongs to the field of soft computing and computational intelligence, together with a data-driven parameter-tuning and optimization process. The fuzzy controller was tuned offline in a Jupyter Notebook environment, where different combinations of fuzzy controller parameters were tested and the configuration with the best performance was selected. The optimized controller was then integrated into the Raspberry Pi and used for dynamic decision making while collecting real measurements.

Then the evaluation of these methods is presented. The reduction of the number of samples, the possibility of reconstructing the original signal and the total duration of the system's functionality with a single charge are the basic stages that were examined. The results of the experiments showed that the adaptive logic with the predefined limits

significantly increased the operating time of the system and a large reduction in the number of recordings, but the method with the fuzzy controller achieved even higher results, always compared to the simple serial model.

The results show that the dynamic adjustment of the sampling frequency can contribute significantly to the reduction of the collected data and the increase in the autonomy time of the system. The findings concern the specific experimental material as well as environmental conditions for the present work while at the same time there will be great interest in applying the proposed methodology to calculated lower consumption units and how this could help overall for the next steps of this work.

Keywords: *IoT, Internet of Things, Artificial Intelligence, energy efficiency, soft computing, computational intelligence, energy resilience, fuzzy controller, adaptive sampling, environmental sensors, Machine Learning, central processing units, Raspberry Pi.*

Πρόλογος – Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, Κώστα Κολομβάτσο, για την πολύτιμη καθοδήγηση, την υποστήριξη και τις συμβουλές του/της καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας

Πίνακας Περιεχομένων

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή	12
1.1 Υπόβαθρο και γενικό πλαίσιο	12
1.2 Διατύπωση του προβλήματος	13
1.3 Σκοπός και επιμέρους στόχοι	14
1.4 Δομή της εργασίας	15
Κεφάλαιο 2. Επεξήγηση προβλήματος.....	16
2.1 Επεξήγηση προβλήματος	16
2.2 Σημαντικότητα έρευνας	16
2.4 Τεχνικές και Εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκαν.....	16
2.5 Πεδίο εφαρμογής και περιορισμοί	17
Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό υπόβαθρο και σχετικές εργασίες.....	19
3.1 Θεωρητικό υπόβαθρο της προσαρμοστικής δειγματοληψίας σε συστήματα IoT.....	19
3.2 Περιοδική και βασισμένη σε συμβάντα δειγματοληψία	20
3.3 Προσαρμοστική δειγματοληψία με σταθερά και δυναμικά όρια	20
3.4 Ενεργειακά αποδοτικές εφαρμογές προσαρμοστικής δειγματοληψίας.	21
3.5 Ασαφής (fuzzy) λογική και ευφυής έλεγχος σε συστήματα IoT.....	22
Κεφάλαιο 4. Παρουσίαση υλοποίησης.....	24
4.1 Αρχιτεκτονική υλοποίησης του συστήματος	24
4.1.1 Περιγραφή λογισμικού και τεχνολογιών	25
.....	26
4.1.2 Διαχωρισμός offline και online λειτουργίας	27
4.2 Προ επεξεργασία και εμπλουτισμός δεδομένων	27
4.2.1 Περιγραφή αλγορίθμου για εμπλουτισμό δεδομένων (data augmentation).....	29
4.3 Υπολογισμός χαρακτηριστικών change και variability	30
4.4 Σχεδιασμός fuzzy controller	31
4.4.1 Συναρτήσεις συμμετοχής της μεταβλητής change και variability	32
4.4.2 Συναρτήσεις συμμετοχής της εξόδου sampling interval.....	33
4.4.3 Βάση κανόνων του fuzzy controller	34
4.4.4 Χρήση της εξόδου και ενημέρωση του sampling interval	35

4.5 Fuzzy adaptive sampling	36
4.6 Βελτιστοποίηση παραμέτρων fuzzy controller	37
4.7 Μετρικές αξιολόγησης	38
Κεφάλαιο 5. Σύγκριση αποτελεσμάτων	41
5.1 Εισαγωγή στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων	41
5.2 Αποτελέσματα βελτιστοποίησης του fuzzy controller	41
5.3 Πλήθος δειγμάτων ανά μέθοδο συλλογής.....	42
5.4 Διάρκεια λειτουργίας μπαταρίας ανά μέθοδο	43
5.5 Μεθοδολογία αξιολόγησης απώλειας πληροφορίας	43
5.5.1 Περιγραφή αλγορίθμου	44
5.6 Ανακατασκευή σήματος με adaptive density sampling	46
5.7 Ανακατασκευή σήματος με fuzzy density sampling	46
5.7.2 Ανακατασκευή του temperature_c με fuzzy density sampling	47
5.8 Συγκεντρωτική σύγκριση adaptive και fuzzy μεθόδου	48
5.9 Ανάλυση διατήρησης αξιοποιήσιμης πληροφορίας	49
5.9.1 Συμπεράσματα κεφαλαίου	49
Κεφάλαιο 6. Πρακτικές εφαρμογές και προοπτικές και μελλοντικές εξελίξεις50	
6.1 Πρακτικές εφαρμογές της προτεινόμενης προσέγγισης	50
6.2 Μεταφορά της μεθόδου σε συστήματα χαμηλής κατανάλωσης	50
6.3 Περιορισμοί της παρούσας υλοποίησης	51
6.4 Μελλοντικές εξελίξεις	51
6.5 What-if analysis: υλοποίηση σε ESP32	52
Κεφάλαιο 7. Σύνοψη.....	53
7.1 Σύνοψη της εργασίας	53
7.2 Κύρια ευρήματα.....	53
7.3 Συνεισφορά της εργασίας	53
7.4 Τελικό συμπέρασμα	54
References	55
Παράρτημα Α.....	57

Κατάλογος Εικόνων

ΕΙΚΟΝΑ 1: ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΚΑΙ ΡΟΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	24
ΕΙΚΟΝΑ 2 RASPBERRY PI & BME 680	26
ΕΙΚΟΝΑ 3 ΤΕΛΙΚΗ ΣΥΝΔΕΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	26
ΕΙΚΟΝΑ 4: ΠΛΗΘΟΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΠΟΥ ΣΥΛΛΕΧΘΗΚΑΝ ΑΠΟ ΚΑΘΕ ΜΕΘΟΔΟ	42
ΕΙΚΟΝΑ 6: ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ADAPTIVE DENSITY SAMPLING.	46
ΕΙΚΟΝΑ 7: ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ GAS_OHMS ΜΕ ΧΡΗΣΗ FUZZY DENSITY SAMPLING	47
ΕΙΚΟΝΑ 8: ΑΝΑΚΑΤΑΣΚΕΥΗ ΤΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ ΘΕΡΜΟΚΡΑΣΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ FUZZY DENSITY SAMPLING	47

Κατάλογος Πινάκων

ΠΙΝΑΚΑΣ 1 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΣΥΝΔΕΣΗΣ ΑΙΣΘΗΤΗΡΑ ΚΑΙ RASPBERRY PI	25
ΠΙΝΑΚΑΣ 2 ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΚΑΛΥΨΗΣ ΓΙΑ ΜΕΤΑΒΛΗΤΗ CHANGE	32
ΠΙΝΑΚΑΣ 3 ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΚΑΛΥΨΗΣ ΓΙΑ ΜΕΤΑΒΛΗΤΗ VARIABILITY	33
ΠΙΝΑΚΑΣ 4 ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΚΑΛΥΨΗΣ ΓΙΑ SAMPLING INTERVAL	34
ΠΙΝΑΚΑΣ 5 ΚΑΝΟΝΕΣ ΤΟΥ FUZZY CONTROLLER	35
ΠΙΝΑΚΑΣ 6 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ OPTIMIZATION	41
ΠΙΝΑΚΑΣ 7 ΚΑΘΑΡΟΣ ΧΡΟΝΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΕΘΟΔΟ ΣΥΛΛΟΓΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	43
ΠΙΝΑΚΑΣ 8 ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ ΔΥΟ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΕΙΩΜΕΝΗΣ ΔΕΙΓΜΑΤΟΛΗΨΙΑΣ.	48
ΠΙΝΑΚΑΣ 9 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΕΤΡΙΚΩΝ ΓΙΑ ADAPTIVE & FUZZY ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΟ	57

Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή

1.1 Υπόβαθρο και γενικό πλαίσιο

Η τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence) είναι η χρυσή τομή που μπορεί να συμβάλλει στην σημαντική βελτίωση της λειτουργίας των συστημάτων IoT σε πολλούς τομείς. Αυτό θα επιτρέψει να γίνονται διαδικασίες όπως η λήψη αποφάσεων με βάση την συμπεριφορά των συλλεγόμενων δεδομένων και όχι αποκλειστικά μέσω σταθερών χρονικών ή αριθμητικών κανόνων. Μια από τις τεχνικές που συγκαταλέγονται στο ευρύτερο πεδίο της υπολογιστικής νοημοσύνης είναι η ασαφής λογική όπου με αυτή είναι εφικτή η αναπαράσταση εννοιών που δεν έχουν αυστηρά καθορισμένα όρια αλλά λειτουργούν με το σκεπτικό της μελέτης της μεταβολής που λαμβάνει το υπολογιστικό σύστημα. Στην παρούσα εργασία ο fuzzy controller έχει χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη ενός ευφυούς μηχανισμού ελέγχου ο οποίος θα αποφασίζει δυναμικά το χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη μέτρηση σύμφωνα με την σύγκριση κάποιων κατάλληλων χαρακτηριστικών από την τελευταία μέτρηση. Με αυτόν τον τρόπο η δειγματοληψία προσαρμόζεται στην πραγματική συμπεριφορά του σήματος και δεν περιορίζεται σε μια σταθερή ή απόλυτα προκαθορισμένη απόφαση.

Σε πολλές από αυτές τις εφαρμογές οι κόμβοι λειτουργούν αυτόνομα και τροφοδοτούνται από πηγές ενέργειας που σε πολλές περιπτώσεις έχουν περιορισμένο χρόνο λειτουργίας και αντοχή. Φυσικά, το σημείο αναφοράς εδώ είναι οι μπαταρίες και τα powerbanks. Η ενεργειακή αποδοτικότητα αποτελεί τον πιο κρίσιμο παράγοντα για την διάρκεια και την αξιοπιστία της λειτουργίας όλων των συσκευών και η ανάγκη για συνεχή αντικατάσταση ή φόρτιση των πηγών ενέργειας αυξάνει δραματικά το κόστος συντήρησης. Αυτό οδηγεί σε περιπτώσεις που πολλά από τα υπάρχοντα συστήματα καθίστανται άχρηστα καθώς το κόστος συντήρησης σε συνδυασμό με την συνεχόμενη παρακολούθηση της ομαλής λειτουργίας δυσκολεύει ιδιαίτερα πολύ την αποτελεσματικότητα όλων αυτών των λειτουργιών του IoT ειδικά σε περιπτώσεις που αφορά κόμβους που μπορεί να βρίσκονται σε ιδιαίτερα δυσπρόσιτες και απομακρυσμένες περιοχές.

Η πιο συνηθισμένη στρατηγική συλλογής δεδομένων είναι η δειγματοληψία σταθερού χρονικού διαστήματος, δηλαδή η σειριακή καταγραφή. Σύμφωνα με αυτή ο κόμβος καταγράφει δεδομένα με συγκεκριμένο ρυθμό, ανα προκαθορισμένο χρονικό διάστημα (συνήθως μερικά δευτερόλεπτα). Αυτή η μέθοδος προσφέρει λεπτομερή χρονική αναπαράσταση και σχεδόν μηδενική απώλεια πληροφορίας. Ως κόστος όμως είναι δεδομένη η τεράστια κατανάλωση και προφανώς ο περιορισμένος χρόνος λειτουργίας αυτής της μεθόδου.

Προκειμένου να αποδοθεί μια λύση σε αυτό το πρόβλημα, αυτή η εργασία παρουσιάζει κάποιες προσαρμοστικές μεθόδους δειγματοληψίας. Στις μεθόδους αυτές, ο ρυθμός δειγματοληψίας μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων δεν παραμένει σταθερός αλλά επηρεάζεται σύμφωνα με τις τιμές και τον ρυθμό μεταβολής της προηγούμενης μέτρησης. Αυτό δίνει την δυνατότητα το σύστημα να έχει έναν δυναμικό τρόπο συλλογής

και καταγραφής δεδομένων. Όταν οι τιμές μεταβάλλονται σημαντικά η συχνότητα δειγματοληψίας μπορεί είτε να αυξάνεται είτε να μειώνεται ώστε να καταγράφονται κυρίως οι σημαντικές πληροφορίες. Αντίθετα, όταν το σύστημα παρουσιάζει σταθερή συμπεριφορά χωρίς μεγάλες αλλαγές τότε το χρονικό διάστημα μπορεί αυξηθεί και η επόμενη μέτρηση να καθυστερήσει έτσι ώστε να μην υπάρχει μεγάλη επαναληψιμότητα καταγραφής ίδιων τιμών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα το σύστημα να μπορεί να «ξεκουράζεται» περισσότερη ώρα και να μην καταναλώνει ενέργεια ενώ ταυτόχρονα δεν χάνει κάποια σημαντική πληροφορία.

1.2 Διατύπωση του προβλήματος

Το βασικό πρόβλημα που εξετάζεται στην παρούσα διπλωματική εργασία αφορά την επίτευξη ισορροπίας μεταξύ ενεργειακής αποδοτικότητας και τη διατήρηση της ποιότητας των δεδομένων που συλλέγονται σε ένα σύστημα IoT.

Οι συνεχόμενες μετρήσεις ανα σταθερά τακτά χρονικά διαστήματα παράγει ένα πυκνό σύνολο δεδομένων το οποίο μπορεί να καταγράψει με μεγάλη λεπτομέρεια τις μεταβολές του περιβάλλοντος. Αυτό το σύστημα είναι κατάλληλο για εφαρμογές όπως η συνεχής καταγραφή τοποθεσίας. Παράλληλα αυτό αυξάνει: τον αριθμό ενεργοποιήσεων των αισθητήρων, τις λειτουργίες εγγραφής και επεξεργασίας και τον όγκο των αποθηκευμένων δεδομένων, σε συνδυασμό με τον μεγάλο αριθμό άχρηστης πληροφορίας καθώς και (ανάλογα και το σύστημα) την κάλυψη δικτύου και χώρου αποθήκευσης όλων αυτών των εγγραφών.

Από την άλλη πλευρά, η υπερβολική μείωση της συχνότητας δειγματοληψίας μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια σημαντικών γεγονότων, όπως απότομες μεταβολές, κορυφώσεις ή αλλαγές γενικής συμπεριφοράς ενός περιβαλλοντικού συστήματος. Άρα, η αύξηση του διαστήματος μεταξύ των καταγραφών δεν αποτελεί λύση. Απαιτείται ένας μηχανισμός, ο οποίος θα μπορούσε να προσαρμόζει τη συχνότητα συλλογής δεδομένων με βάση τις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

Η πρόκληση που τίθεται είναι η εξής: πώς είναι εφικτό να συλλέγονται πολύ λιγότερα δεδομένα αλλά ταυτόχρονα να είναι επαρκώς αντιπροσωπευτικά τα δείγματα; Η μείωση του αριθμού των καταγραφών θα πρέπει να πραγματοποιείται με τρόπο ώστε να μην αλλοιώνεται σε μη αποδεκτό βαθμό η βασική μορφή, η τάση και η δυναμική των παρακολουθούμενων σημάτων. Για τον λόγο αυτό η αξιολόγηση μιας στρατηγικής δειγματοληψίας δεν πρέπει να περιορίζεται αποκλειστικά στο ποσοστό μείωσης των δεδομένων αλλά θα πρέπει να εξετάζει και την πληροφορία που διατηρείται μετά την εφαρμογή της.

Το προτεινόμενο σύστημα με fuzzy controller που θα αναλυθεί περαιτέρω στην παρούσα διπλωματική εργασία θα συγκριθεί με 2 διαφορετικές στρατηγικές, την σειριακή και την προσαρμοστική (adaptive). Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω η σειριακή μέθοδος βασίστηκε σε δειγματοληψία σταθερού χρονικού διαστήματος και χρησιμοποιήθηκε ως μέθοδος αναφοράς. Η δεύτερη υλοποίησε μια προσαρμοστική λογική βασισμένη σε προκαθορισμένα όρια. Η τρίτη μέθοδος χρησιμοποίησε έναν fuzzy controller όπου

προσαρμόζει το χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη μέτρηση με βάση τα χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς του σήματος.

1.3 Σκοπός και επιμέρους στόχοι

Η βασική συνεισφορά της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη και η αξιολόγηση ενός συστήματος προσαρμοστικής (adaptive) λογικής καταγραφής δεδομένων που προέρχονται από αισθητήρες που αφορούν κυρίως περιβαλλοντολογικά δεδομένα. Εκτός από την θεωρητική προσέγγιση, η παρούσα εργασία παρουσιάζει μια εφαρμοσμένη μέθοδο με καταγραφή και συλλογή δεδομένων από έναν πραγματικό αισθητήρα BME680.

Σημαντική συνεισφορά αποτελεί η σύγκριση του προτεινόμενου συστήματος με fuzzy controller με 2 διαφορετικές τεχνικές δειγματοληψίας που η κάθε μια από αυτές είχε διαφορετική πολυπλοκότητα. Η δειγματοληψία σταθερού χρονικού διαστήματος (σειριακή) αποτέλεσε την βασική μέθοδο αναφοράς ενώ η απλή προσαρμοστική (adaptive) μέθοδος που βασίζεται σε προκαθορισμένα όρια (thresholds) ήταν το αμέσως επόμενο στάδιο σύγκρισης. Τέλος, το τελικό και προτεινόμενο σύστημα αφορά έναν fuzzy controller μπορεί να δώσει μια τελείως διαφορετική, ευέλικτη και πολύπλοκη προσέγγιση καθώς η απόφαση για το πότε θα παρθεί η επόμενη μέτρηση δεν στηρίζεται σε ένα μοναδικό threshold αλλά σε έναν συνδυασμό διαφορετικών χαρακτηριστικών (features) του σήματος.

Επίσης, η μέτρηση της απόδοσης και της αξιολόγησης του συστήματος δεν έμεινε μόνο στο πλήθος των δειγμάτων. Εξετάστηκε και η δυνατότητα ανακατασκευής του πλήρους σήματος (σειριακού) από τα αραιωμένα σύνολα δεδομένων με σκοπό να εκτιμηθεί κατά πόσο διατηρείται η βασική πληροφορία μετά την μείωση της δειγματοληψίας. Παράλληλα καταγράφηκε και η αντοχή στο χρόνο, δηλαδή η διάρκεια λειτουργίας της συσκευής ώστε να εξεταστεί αν η μείωση της καταγραφής και συλλογής δεδομένων συνοδεύεται και από πρακτική βελτίωση της αυτονομίας της μπαταρίας, που είναι και ο κύριος στόχος για την επίλυση του προβλήματος.

Τα αποτελέσματα της εργασίας έδειξαν πως οι adaptive στρατηγικές μπορούν να μειώσουν σημαντικά τον όγκο των συλλεγόμενων δεδομένων και να αυξήσουν την διάρκεια λειτουργίας και αυτονομίας της μπαταρίας. Η απλή adaptive μέθοδος που βασίζεται στον ορισμό προκαθορισμένων ορίων πέτυχε μείωση των δειγμάτων κατά 93,1% ενώ η μέθοδος με τον fuzzy controller πέτυχε μείωση κατά 99%. Παράλληλα, το κύριο αποτέλεσμα είναι πως η διάρκεια λειτουργίας και η αυτονομία της μπαταρίας στην απλή adaptive μέθοδο αυξήθηκε κατά 29% ενώ η αντίστοιχη αύξηση για το μοντέλο με τον fuzzy controller έφτασε έως και 37.2%, σε σχέση με την βασική στρατηγική σταθερής δειγματοληψίας (σειριακή μέθοδο).

Τα συγκεκριμένα ευρήματα αφορούν το υλικό και τις συνθήκες της παρούσας εργασίας. Επομένως τα στοιχεία αυτά, δεν μπορούν να γενικευτούν σε όλα τα συστήματα καταγραφής δίχως πρόσθετες δοκιμές. Ωστόσο, είναι εφικτό να τονισθεί πως προσφέρουν μια λειτουργική απόδειξη και ότι η δυναμική προσαρμογή της συχνότητας

της δειγματοληψίας μπορεί να συμβάλει στην βελτίωση της αποδοτικότητας ενός IoT συστήματος.

1.4 Δομή της εργασίας

Η διπλωματική εργασία οργανώνεται ως εξής:

Στο **Κεφάλαιο 2** παρουσιάζεται αναλυτικότερα το πρόβλημα της συνεχούς συλλογής δεδομένων σε IoT συστήματα. Περιγράφεται η ανάγκη ανάπτυξης του συστήματος, ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε, οι βασικές στρατηγικές δειγματοληψίας καθώς και οι περιορισμοί της πειραματικής διαδικασίας.

Στο **Κεφάλαιο 3** αναφέρεται το θεωρητικό υπόβαθρο και οι σχετικές παρελθοντικές εργασίες που αφορούν την περιοδική, την προσαρμοστική και την fuzzy controller λογική καθώς και διάφορες τεχνικές εξοικονόμησης ενέργειας σε περιβάλλοντα με IoT.

Στο **Κεφάλαιο 4** περιγράφεται η σχεδίαση και η υλοποίηση του μοντέλου και του συστήματος γενικότερα. Εκεί εμφανίζεται και η αρχιτεκτονική καθώς και το υλικό το λογισμικό και οι αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν. Επίσης υπάρχει και η διαδικασία ρύθμισης των παραμέτρων και οι μετρικές αξιολόγησης.

Στο **5^ο Κεφάλαιο** παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα. Εξετάζεται η μείωση του πλήθους των δειγμάτων η ποιότητα του ανακατασκευής (reconstruction) των σημάτων καθώς και η διάρκεια λειτουργίας της συσκευής για κάθε μέθοδο δειγματοληψίας.

Στο **Κεφάλαιο 6** γίνεται μια ανάλυση των αποτελεσμάτων και επίσης αναφέρονται οι περιορισμοί της υλοποίησης καθώς και πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις. Γίνεται μια ιδιαίτερη αναφορά σε πιθανή εφαρμογή της μεθοδολογίας σε διαφορετικό υλικό με μικροελεγκτές όπως ο ESP32.

Τέλος στο **Κεφάλαιο 7** συνοψίζεται η μεθοδολογία, τα κύρια ευρήματα και η συνεισφορά της εργασίας ενώ διατυπώνονται τα τελικά συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 2. Επεξήγηση προβλήματος

2.1 Επεξήγηση προβλήματος

Τα σύγχρονα συστήματα IoT βασίζονται σε αισθητήρες που συλλέγουν συνεχώς δεδομένα από το περιβάλλον τους όπως θερμοκρασία, υγρασία, πίεση και αντίσταση αέρα. Η συνεχής συλλογή δεδομένων προσφέρει λεπτομερή εικόνα της κατάστασης του περιβάλλοντος όμως συνοδεύεται από σημαντικό κόστος σε κατανάλωση ενέργειας, αποθηκευτικό χώρο και επεξεργαστικούς πόρους. Το πρόβλημα γίνεται ακόμη πιο έντονο όταν το σύστημα λειτουργεί με μπαταρία, καθώς κάθε μέτρηση, αποθήκευση ή μετάδοση δεδομένων επηρεάζει άμεσα τη διάρκεια ζωής και λειτουργίας της συσκευής.

Στην απλούστερη μορφή συλλογής δεδομένων, ο αισθητήρας πραγματοποιεί μετρήσεις με σταθερό ρυθμό, ανεξάρτητα από το αν το σήμα μεταβάλλεται ή παραμένει σχεδόν σταθερό. Η προσέγγιση αυτή είναι εύκολη στην υλοποίηση και εξασφαλίζει μεγάλο πλήθος δεδομένων, όμως δεν είναι πάντα αποδοτική. Σε πολλές πραγματικές περιπτώσεις, οι περιβαλλοντικές μεταβλητές αλλάζουν αργά και παρουσιάζουν μεγάλα χρονικά διαστήματα σταθερότητας. Έτσι, μεγάλο μέρος των δειγμάτων μπορεί να είναι επαναλαμβανόμενο ή να περιέχει πολύ μικρή επιπλέον πληροφορία.

Το πρόβλημα που εξετάζεται στην παρούσα εργασία είναι η εύρεση μιας πιο αποδοτικής στρατηγικής δειγματοληψίας, η οποία να μειώνει τον αριθμό των συλλεγόμενων δεδομένων χωρίς να οδηγεί σε σημαντική απώλεια χρήσιμης πληροφορίας. Η βασική πρόκληση είναι να επιτευχθεί ισορροπία ανάμεσα σε δύο αντικρουόμενους στόχους: από τη μία πλευρά, τη μείωση των μετρήσεων για εξοικονόμηση ενέργειας και, από την άλλη, τη διατήρηση της βασικής μορφής και δυναμικής του σήματος.

2.2 Σημαντικότητα έρευνας

Ως ανάγκη δημιουργίας του συστήματος ήταν η επέκταση της ερευνάς/πτυχιακής εργασίας με τίτλο «Σχεδίαση και Υλοποίηση Συστήματος Αυτοματισμών και IoT για εφαρμογές Πρωτογενούς Παραγωγής», που περιγράφει ένα αυτόνομο σύστημα καταγραφής σε συνδυασμό με την παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο. Η συγκεκριμένη εργασία βασίστηκε σε ένα σύστημα μπαταρίας και φόρτιση με φωτοβολταϊκό σύστημα, που στην πορεία αποδείχτηκε ανεπαρκές. Η μόνιμη και ασταμάτητη καταγραφή δεδομένων οδηγεί σε ταχύτερη αποφόρτιση και αυξάνει την ανάγκη συχνών κύκλων φόρτισης στις μπαταρίες κάνοντας τες λιγότερο χρήσιμες.

Συνεπώς μια καλύτερη μέθοδος συλλογής δεδομένων θα μπορούσε να κάνει το σύστημα πιο αποδοτικό ενώ ταυτόχρονα θα ελαχιστοποιούσε τον κίνδυνο για απώλεια σημαντικής πληροφορίας.

2.4 Τεχνικές και Εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκαν

Στην παρούσα διπλωματική δοκιμάστηκαν 3 διαφορετικές μέθοδοι συλλογής δεδομένων, με αμφότερο σκοπό την μεγιστοποίηση διάρκειας λειτουργίας της μπαταρίας

με μοναδική φόρτιση καθώς και μεγιστοποίηση της διάρκειας ζωής της μπαταρίας λόγω των μειωμένων κύκλων φορτίσεων.

Η πρώτη μέθοδος αποτελείται από τον απλούστερο και ευκολότερο τρόπο, τον σειριακό τρόπο καταγραφής που είναι ο μοναδικός που εγγυάται πως θα υπάρχει ελάχιστη ως και μηδενική απώλεια πληροφορίας. Αυτή η μέθοδος αρχικά χρησιμοποιήθηκε σε μια διαφορετική εφαρμογή από ένα σύστημα αισθητήρων τροφοδοτούμενο από μπαταρία που ήταν υπεύθυνο για την ομαλή παρατήρηση της πορείας δεμάτων μέσω μεταφορικών εταιρειών. Το βασικό πρόβλημα ήταν πως ένα απλό ταξίδι όπως το Αθήνα – Θεσσαλονίκη διαρκούσε περισσότερο από ό,τι η μπαταρία. Σε αυτήν την περίπτωση, η εφαρμογή σειριακής μεθόδου καταγραφής δεδομένων όμως ήταν μονόδρομος, καθώς η ανάγκη για παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο είχε ως προϋπόθεση την καταγραφή δεδομένων όπως την τοποθεσία και την ταχύτητα.

Η δεύτερη μέθοδος είναι μια προσαρμοστική (adaptive) λογική, που υπάρχει μεγάλο κενό ανάμεσα από τις καταγραφές, όμως σε περίπτωση κάποιας υπέρβασης κάποιων ορίων (thresholds) που έχουν δοθεί, μειώνεται το χρονικό διάστημα μεταξύ διαδοχικών καταγραφών. Ένα παράδειγμα είναι ότι η φυσιολογική καταγραφή γίνεται κάθε 60 δευτερόλεπτα για θερμοκρασία πάνω από 15° Κελσίου και κάτω από 35° Κελσίου, ενώ αν ξεπεραστούν αυτά τα όρια ο χρόνος καταγραφής μειώνεται στα 30 δευτερόλεπτα.

Η τρίτη μέθοδος είναι αυτή της παραμετρικής ρύθμισης ενός ελεγκτή fuzzy (controller), που ουσιαστικά είναι η βελτιωμένη έκδοση της παραπάνω προσαρμοστικής μεθόδου. Σε αυτή την τεχνική το σύστημα μετράει τις αλλαγές που έγιναν σε μια προκαθορισμένη κλίμακα και σύμφωνα με το μέγεθος της αλλαγής προσαρμόζει και τον χρόνο της επόμενης καταγραφής.

Στην εργασία με τίτλο «Σχεδίαση και Υλοποίηση Συστήματος Αυτοματισμών και IoT για εφαρμογές Πρωτογενούς Παραγωγής», φαίνεται να χρησιμοποιούνται ένα Arduino Uno R3 με αρκετούς περιβαλλοντικούς αισθητήρες (soil humidity, DHT11, αισθητήρας φωτός κλπ.). Στην παρούσα εργασία τα πειράματα έγιναν με διαφορετικό υλικό, με μεγαλύτερες υπολογιστικές δυνατότητες, αποτελούμενο από ένα Raspberry Pi 4 Model B και έναν περιβαλλοντικό αισθητήρα BME680 [15]. Ο πιο καινούργιος εξοπλισμός παρέχει μεγαλύτερο εύρος λειτουργιών και δυνατοτήτων ενώ ταυτόχρονα επιτυγχάνεται η καλύτερη κατανομή και εξοικονομηση της ενέργειας.

2.5 Πεδίο εφαρμογής και περιορισμοί

Η παρούσα εργασία επικεντρώνεται στη συλλογή και αξιολόγηση περιβαλλοντικών δεδομένων από αισθητήρα BME680, με χρήση Raspberry Pi 4 ως κεντρικής μονάδας συλλογής και επεξεργασίας. Οι μεταβλητές που εξετάζονται είναι η θερμοκρασία, η υγρασία, η ατμοσφαιρική πίεση και οι μετρήσεις αερίων. Ένας βασικός περιορισμός της εργασίας είναι ότι τα datasets των διαφορετικών μεθόδων δεν συλλέχθηκαν ταυτόχρονα. Συνεπώς, η σύγκριση δεν μπορεί να βασιστεί σε απευθείας αντιστοίχιση τιμών την ίδια χρονική στιγμή. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση επικεντρώνεται κυρίως στη στατιστική συμπεριφορά, στη δυναμική των σημάτων και

στην ικανότητα ανακατασκευής του αρχικού σήματος μετά από μειωμένη δειγματοληψία.

Ένας επιπλέον περιορισμός ήταν πως η συλλογή των δεδομένων έγινε σε μικρό χρονικό διάστημα (2 εβδομάδες) και σε εργαστηριακό εσωτερικό χώρο, που πέραν της ανθρώπινης αλληλεπίδρασης δεν υπήρχε ιδιαίτερα μεγάλη διαφορά στις καιρικές συνθήκες, όπως θα μπορούσε να συμβεί σε κάποιο εξωτερικό χώρο. Καιρικά φαινόμενα, όπως βροχή, αλλαγή θερμοκρασίας και αέρας θα άλλαζαν την ποιότητα των δεδομένων. Ωστόσο, στην περίπτωση αυτή θα υπήρχε τεράστιος κίνδυνος να μην μπορούν να συγκριθούν τα αποτελέσματα λόγω μεγάλης ανομοιογένειας των δεδομένων.

Επιπλέον, η χρήση Raspberry Pi προσφέρει ευκολία στην ανάπτυξη και εκτέλεση αλγορίθμων, όμως δεν αποτελεί την πιο ενεργειακά αποδοτική πλατφόρμα για εφαρμογές χαμηλής κατανάλωσης. Επομένως, τα αποτελέσματα που αφορούν τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας πρέπει να ερμηνεύονται λαμβάνοντας υπόψη τη βασική κατανάλωση της πλατφόρμας. Παρ' όλα αυτά, η μεθοδολογία που αναπτύσσεται μπορεί να μεταφερθεί μελλοντικά σε μικροελεγκτές χαμηλότερης κατανάλωσης, όπως ESP32, όπου το όφελος από τη μείωση της δειγματοληψίας αναμένεται να είναι ακόμη μεγαλύτερο.

Κεφάλαιο 3. Θεωρητικό υπόβαθρο και σχετικές εργασίες

3.1 Θεωρητικό υπόβαθρο της προσαρμοστικής δειγματοληψίας σε συστήματα IoT

Μια κοινή άποψη στη βιβλιογραφία των ασύρματων δικτύων αισθητήρων (WSN) είναι ότι η εξοικονόμηση ενέργειας μπορεί να προέλθει από διάφορες οικογένειες τεχνικών και βελτιστοποίησης ραδιοσυχνοτήτων, προγραμματισμού sleep/awake κατάστασης, δρομολόγησης, συλλογής και μείωση δεδομένων. Η μείωση δεδομένων περιλαμβάνει στρατηγικές όπως η προσαρμοστική δειγματοληψία και η αναφορά βάσει μοντέλου σύμφωνα με το T. Shu. Et al [1]. Αυτή η ταξινόμηση είναι σημαντική για την παρούσα εργασία επειδή δικαιολογεί την κεντρική επιλογή σχεδιασμού όπου επιχειρείται η επέκταση της διάρκειας ζωής της μπαταρίας κυρίως μέσω της μείωσης της δραστηριότητας δειγματοληψίας και της σχετικής επεξεργασίας/αποθήκευσης, δηλαδή μιας προσέγγισης μείωσης δεδομένων. Οι συσκευές που μπορούν να υποστηρίξουν τέτοιες ενέργειες είναι συνήθως τροφοδοτούμενες με 5V και δεν είναι μικροελεγκτές κατηγορίας 'βαθιάς ύπνωσης' (deep sleep). Οι αισθητήρες ανίχνευσης και καταγραφής μπορούν να εξαντλήσουν πολύ γρήγορα τις μπαταρίες (συνήθως αναφέρονται οι φορητές μπαταρίες). Τέτοιες συσκευές είναι κονσόλες τύπου Arduino, Raspberry Pi, ESP 8266 (λειτουργεί σε χαμηλότερα μικροελεγκτές V μεταξύ 1.8V- 3.6V, όμως διατηρεί την ίδια φιλοσοφία) [2]κ.τ.λ.

Στη σχετική βιβλιογραφία ο M. Miskowicz [3] αναφέρει δύο τύπους δειγματοληψίας, την περιοδική δειγματοληψία που ενεργοποιείται από το χρόνο και τη δειγματοληψία που ενεργοποιείται από συμβάντα, ειδικά σε συστήματα ελέγχου. Η περιοδική δειγματοληψία ονομάζεται μερικές φορές «δειγματοληψία Riemann», ενώ οι εναλλακτικές λύσεις που βασίζονται σε συμβάντα συνδέονται με τη «δειγματοληψία Lebesgue» ή τα σχήματα διέλευσης επιπέδων [3]. Αυτή η διάκριση αντιστοιχεί άμεσα στις δύο πρώτες προσεγγίσεις της εργασίας: (i) αυστηρή περιοδική καταγραφή και (ii) ένα σύνολο κανόνων που αυξάνει τη συχνότητα δειγματοληψίας μόνο όταν το σήμα γίνεται «ενδιαφέρον» διασχίζοντας τα thresholds.

Σύμφωνα με τους Kho.J. et al. [4] τα συστήματα ανίχνευσης που τροφοδοτούνται από μπαταρίες πρέπει να αντισταθμίζουν την ποιότητα των δεδομένων (καταγραφή peaks (κορυφώσεων), απότομων αλλαγών, συμβάντων) με τη χρήση πόρων (ενέργεια, εύρος ζώνης (bandwidth), αποθήκευση, CPU). Αυτά είναι κλασικά ζητήματα στα ασύρματα δίκτυα αισθητήρων (WSN) και, γενικότερα, στην παρακολούθηση του IoT που η διαχείριση ενέργειας επηρεάζει άμεσα το πόσες «χρήσιμες πληροφορίες» μπορούν να συλλεχθούν κατά τη διάρκεια ζωής ενός κόμβου.

3.2 Περιοδική και βασισμένη σε συμβάντα δειγματοληψία

Η απλούστερη και πιο ευρέως αναπτυγμένη στρατηγική είναι η δειγματοληψία σταθερού διαστήματος: ο κόμβος διαβάζει αισθητήρες με σταθερό ρυθμό (π.χ., κάθε δευτερόλεπτο) ανεξάρτητα από το αν το μετρούμενο σήμα είναι σταθερό. Από άποψη ελέγχου και ανίχνευσης, αυτή είναι η κανονική προσέγγιση με χρονική ενεργοποίηση/περιοδικότητα σύμφωνα με τον Årzen, Karl-Erik [5]. Σε αναπτύξεις ασύρματων δικτύων αισθητήρων (WSN) που εξάγουν συνεχώς ακατέργαστες μετρήσεις, αυτό παρέχει μέγιστη αναλυτική ευελιξία, αλλά συνεπάγεται σημαντικό κόστος σε ενέργεια και όγκο δεδομένων [6].

Από την οπτική γωνία της σχετικής εργασίας, η σταθερή γραμμή βάσης 1 δευτερολέπτου είναι πολύτιμη επειδή αντιστοιχεί σε:

- Περιοδική συλλογή δεδομένων όπως συζητείται σε συστήματα όπως το ASAP, όπου η περιοδική εξαγωγή επιτρέπει πιο εξελιγμένη ανάλυση σε επόμενα στάδια αλλά αυξάνει την κατανάλωση ενέργειας [5].
- Το καθεστώς ενεργοποίησης με βάση το χρόνο έρχεται σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις που βασίζονται σε συμβάντα στη βιβλιογραφία ελέγχου, όπου η δειγματοληψία πραγματοποιείται σε ίσα-απέχοντα διαστήματα βάσει σχεδιασμού [5].

3.3 Προσαρμοστική δειγματοληψία με σταθερά και δυναμικά όρια

Υπάρχουν αντίστοιχα πολλές παρόμοιες προσεγγίσεις για σταθερές και προσαρμοστικές στρατηγικές δειγματοληψίας που είναι αναγκαίες για κάποια συγκεκριμένα προβλήματα με σκοπό να μπορέσουν να εφαρμοστούν στις κατάλληλες εφαρμογές και συνθήκες. Ως πρώτη και καταλληλότερη βρίσκουμε την εργασία των Lou et al.[7] που εντοπίζει δύο αντίθετα προβλήματα της σταθερής δειγματοληψίας. Αναφέρει πως όταν το σήμα μεταβάλλεται αργά, ένα μικρό αλλά σταθερό διάστημα δειγματοληψίας δημιουργεί μεγάλο αριθμό επαναλαμβανόμενων δεδομένων. Αντίθετα, αναφέρει πως όταν το σήμα μεταβάλλεται με γρήγορο ρυθμό τότε ένα μεγάλο σταθερό διάστημα δεν είναι σε θέση να καταγράψει σημαντικές αλλαγές. Συμπερασματικά, καταλήγει πως το να επιλεγθεί ένα ενιαίο sampling interval είναι πάντοτε ένας συμβιβασμός στο να συλλέγεται μεγάλο πλήθος από ίδια δεδομένα είτε να υπάρχει απώλεια σημαντικής πληροφορίας. Προτείνει ένα σύστημα που με βάση τις πιο πρόσφατες μετρήσεις, είναι σε θέση να δημιουργεί μια γραμμική προσέγγιση της συμπεριφοράς του σήματος. Επίσης, αναλύουν και έναν δείκτη που οι ίδιοι οι συγγραφείς ονομάζουν linear median jitter sum όπου εκτιμάται αν οι τιμές μεταβάλλονται ομαλά ή έντονα.

Μια ακόμη σχετική προσέγγιση παρουσιάζεται στην εργασία των Zhang et al. [8]. Οι συγγραφείς εξετάζουν το πρόβλημα που δημιουργείται από την χρήση της μεθόδου της διατήρησης σταθερών ορίων (thresholds) για την μείωση των συλλεγόμενων δεδομένων σε ένα δυναμικό περιβάλλον IoT. Για την επίλυση του προβλήματος

παρουσιάζουν έναν μηχανισμό που βασίζεται στην δυναμική προσαρμογή του threshold με βάση τις αλλαγές που εμφανίζονται στην συμπεριφορά του σήματος. Για την αναγνώριση αυτών των αλλαγών χρησιμοποιείται η τεχνική concept drift detection, όπου εξετάζεται αν το πρότυπο και η τάση των δεδομένων έχουν μεγάλη διαφορά σε σχέση με προηγούμενες μετρήσεις. Όταν εντοπίζεται κάποια αλλαγή, το όριο αυτό μπορεί να αυξηθεί ή να μειωθεί σταδιακά για να μπορέσει να διατηρήσει την ποιότητα των δεδομένων και ταυτόχρονα να μπορεί να συλλέγει τις σημαντικές πληροφορίες περιορίζοντας το κόστος της ενέργειας. Η διαδικασία αυτή βασίζεται πάνω σε ένα φίλτρο Kalman Filter έτσι ώστε να μπορεί να γίνει μια εκτίμηση για την επόμενη τιμή που πρόκειται να δώσει ο αισθητήρας. Η σύγχρονη έρευνα που πραγματοποίησαν οι Martínez-Sánchez et al. [9] δείχνει μια παρόμοια μεθοδολογία με αυτή που αναφέρθηκε παραπάνω. Στην συγκεκριμένη περίπτωση μιλάμε για την στρατηγική Send-on-Delta, όπου μια νέα τιμή μεταδίδεται μόνο όταν η διαφορά της από την τελευταία μέτρηση που είχε μεταδοθεί, ξεπερνά ένα συγκεκριμένο προκαθορισμένο όριο. Επίσης υπάρχει και η αναφορά αντί της χρήσης του προκαθορισμένου σταθερού ορίου να μπορεί να γίνει μια δυναμική προσαρμογή ανάλογα με την πιο πρόσφατη συμπεριφορά της μεταβολής του σήματος.

3.4 Ενεργειακά αποδοτικές εφαρμογές προσαρμοστικής δειγματοληψίας

Η ενεργειακή αποδοτικότητα και η προσαρμοστική δειγματοληψία έχουν απασχολήσει την ερευνητική κοινότητα τις τελευταίες δύο δεκαετίες έχοντας δώσει πολλές πρωτοποριακές λύσεις. Σαν μελέτη βρίσκουμε την εργασία των Rodriguez-Pabon et al. [10] που ως στόχο έχει την αποτελεσματική μείωση της συλλογής δεδομένων και την αποθήκευση κυρίως των σημαντικών πληροφοριών για μετρήσεις που σχετίζονται κυρίως με την υγρασία και την θερμοκρασία. Γίνεται προσπάθεια ώστε να διατηρείται η ποιότητα των μετρήσεων και να περιορίζονται οι περιττές μεταδόσεις. Με την χρήση μιας μαθηματικής εξίσωσης γίνεται απόπειρα εκπαίδευσης του συστήματος με σκοπό να καταγράφει με εύρος ρυθμού δειγματοληψίας από 1 έως 30 λεπτά. Όταν στο μοντέλο η διακύμανση αυξάνεται, το διάστημα καταγραφής μειώνεται σε λιγότερο χρόνο, ενώ όταν μειώνεται η διακύμανση ο χρόνος καταγραφής αυξάνεται αντίστοιχα. Κάτι παρόμοιο γίνεται αντιληπτό και στην η εργασία των Shu et al. [1] που μελετά εις βάθος ένα παρόμοιο πρόβλημα με αυτό της παρούσας εργασίας. Στόχος του είναι να αποδείξει πως μπορεί να παρακολουθήσει την ποιότητα του νερού σε απομακρυσμένα σημεία όπου οι δυνατότητες των αισθητήρων μπορούν να λειτουργήσουν με περιορισμένη ενέργεια. Οι κόμβοι αισθητήρων δεν πρέπει να πραγματοποιούν τις συνηθισμένες μετρήσεις με την ίδια συχνότητα όταν οι τιμές αυτού παραμένουν σταθερές. Ο ίδιος προτείνει μια απλή Data-Driven Adaptive Sampling Algorithm μέθοδο που απλά συγκρίνει την πιο πρόσφατη μέτρηση με ένα παράθυρο προηγούμενων μετρήσεων και προσαρμόζει κατάλληλα την συχνότητα της δειγματοληψίας αναλόγως με το αν παραμένει σταθερό το σήμα ή όχι. Φυσικά, τα τελικά αποτελέσματα θα δείξουν πως πράγματι μια τέτοια μέθοδος μπορεί να αποφέρει έως και 30.66% εξοικονόμηση ενέργειας.

Μια διαφοροποιημένη προσέγγιση έρχεται από τον Bensaid et al. [11] όπου το πρόβλημα μεταφέρεται από έναν μεμονωμένο αισθητήρα σε ένα ολόκληρο cluster based ασύρματο δίκτυο αισθητήρων. Ως βάση θέτει πως η σύγκριση των τιμών του αισθητήρα με αυτούς των κόμβων μπορούν να μειώσουν την συλλογή δεδομένων τόσο για χρονικές όσο και για χωρικές παραμέτρους. Αναφέρει πως ο κύκλος των λειτουργιών χωρίζεται σε learning period, όπου όλοι οι κόμβοι συλλέγουν και μεταδίδουν δεδομένα. Η δεύτερη φάση είναι η adaptive sampling period όπου ενεργοποιούνται διαδοχικά μόνο κάποια επιλεγμένα και μη επικαλυπτόμενα σύνολα αισθητήρων. Επίσης, δείχνει πως μπορεί να εμφανίσει τα δεδομένα που δεν μετρήθηκαν και μπορούν να ανακατασκευαστούν στον base station. Πάλι παρουσιάζεται μια άκρως εντυπωσιακή εξοικονόμηση ενέργειας που φτάνει έως και 47% ενώ παράλληλα διατηρείται η άριστη ποιότητα των δεδομένων.

3.5 Ασαφής (fuzzy) λογική και ευφυής έλεγχος σε συστήματα IoT

Οι απλές προσαρμοστικές (adaptive) τεχνικές βασίζονται σε αυστηρά αριθμητικά όρια. Το πρόβλημα σε αυτό είναι ότι δύο πολύ κοντινές τιμές οι οποίες βρίσκονται στις δύο πλευρές του ίδιου ορίου μπορούν να προκαλέσουν εντελώς διαφορετικές αποφάσεις. Η fuzzy logic δεν περιορίζει μια τιμή σε μια μόνο απόλυτη κατηγορία αλλά μπορεί μέσω της μεταβολής των σημάτων να ανήκει σε διαφορετικό βαθμό σε κάποιες κατηγορίες όπως χαμηλή, μέτρια και υψηλή. Έτσι οι μεταβάσεις μεταξύ των αποφάσεων είναι ιδιαίτερα πιο ομαλές και δεν εξαρτώνται αποκλειστικά από ένα μοναδικό και απόλυτο όριο.

Η εργασία των Henrichs et al. [12] αποτελεί την συγκριτική μελέτη 11 διαφορετικών προσεγγίσεων και ταυτόχρονα 33 υλοποιήσεων για την προσαρμογή του sampling rate σε δεδομένα θερμοκρασίας και υγρασίας από ψυχρό χώρο και αποθήκευσης για τρόφιμα. Δεν εξετάζει μόνο την μείωση των δεδομένων αλλά εξετάζει και την ανίχνευση διάφορων σημαντικών γεγονότων, όπως η ταχύτητα της αντίδρασης η σταθερότητα καθώς και για τις ταλαντώσεις μεταξύ διαφορετικών sampling rates. Στην fuzzy λογική χρησιμοποιούν δύο εισόδους που είναι η μεταβολή μεταξύ της υπάρχουσας και της προηγούμενης μέτρησης καθώς και το τρέχον Sampling rate. Η έξοδος αυτού του συστήματος προστίθεται στον υπάρχοντα sampling rate ώστε να υπολογιστεί η συχνότητα της επόμενης μέτρησης. Η fuzzy bounded παραλλαγή πέτυχε την υψηλότερη ακρίβεια για τα σημαντικά γεγονότα που αφορούσαν την θερμοκρασία και περιόρισε σημαντικά το πλήθος των συλλεγόμενων δεδομένων. Όμως η ίδια τακτική είχε ιδιαίτερα χαμηλότερη απόδοση στο κομμάτι της υγρασίας. Από αυτό προκύπτει ότι η μεταβλητότητα και ο θόρυβος είναι σημαντικοί παράγοντες για την αποτελεσματικότητα.

Μια παρόμοια λογική φαίνεται να ακολουθούν και οι Konečný et al. [13] που συνδυάζουν διακριτό μετασχηματισμό Wavelet, edge computing & fuzzy controller για διάφορους κόμβους από αισθητήρες σε IoT περιβάλλοντα. Αυτά τα περιβάλλοντα τροφοδοτούνται μέσω energy harvesting IoT sensor nodes όπως αναφέρουν οι συγγραφείς. Ο fuzzy controller δεν αλλάζει το sampling interval αλλά αποφασίζει αν πρέπει να γίνει μετάδοση και αν ναι, ποιο είναι το επιτρεπόμενο μέγεθος πακέτου. Για

είσοδους χρησιμοποιεί την αποθηκευμένη ενέργεια του κόμβου, την εκτίμηση της ενέργειας που αναμένεται να συλλεχθεί και χρησιμοποιεί επίσης το μέγεθος του buffer που περιλαμβάνει δεδομένα τα οποία δεν έχουν ακόμη μεταδοθεί. Στο προσομοιωμένο μοντέλο η fuzzy μέθοδος κατάφερε να μεταδώσει το πλήρες dataset. Η μέση καθυστέρηση μετάδοσης των βασικών προσεγγιστικών συντελεστών ήταν 0,51 μέρες ενώ στις μεθόδους αναφοράς ήταν 0.91 μέρες. Το βασικό ζήτημα είναι ο συμβιβασμός μεταξύ γρήγορης διαθεσιμότητας της πληροφορίας, της λεπτομέρειας του σήματος και της αξιόπιστης λειτουργίας της συσκευής.

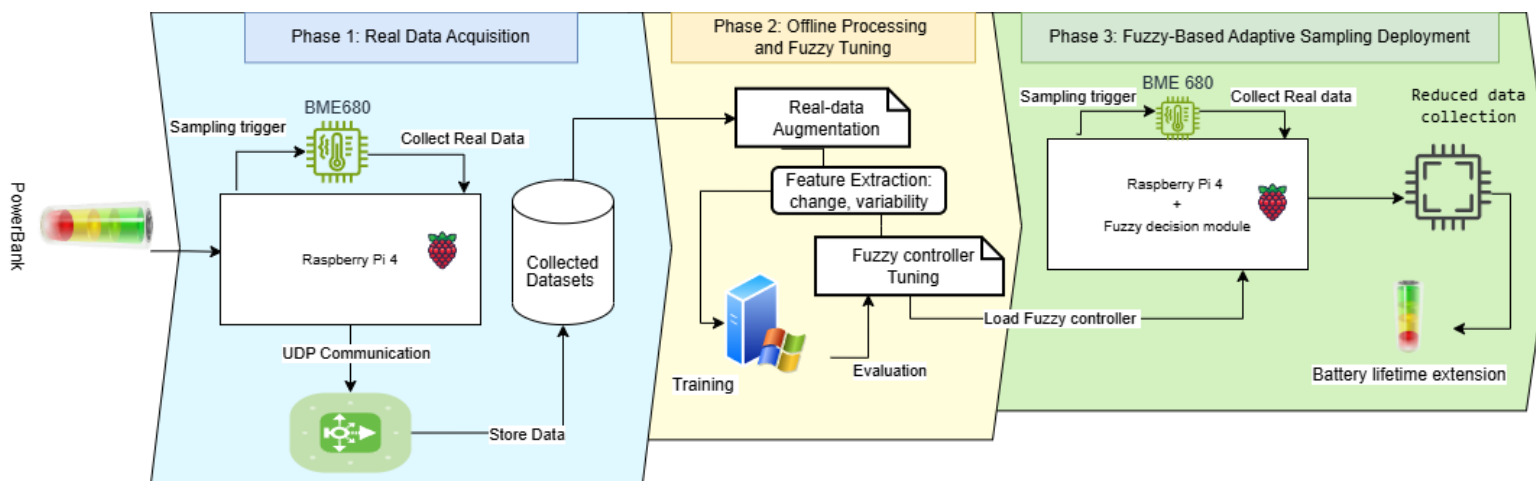
Και στις δύο περιπτώσεις η λογική του fuzzy controller συνδυάζει περισσότερες από μία πληροφορίες και δεν βασίζεται σε ένα μοναδικό όριο (threshold). Στην παρούσα διπλωματική οι είσοδοι είναι τα χαρακτηριστικά change & variability και η έξοδος αφορά το χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη μέτρηση. Στην παραπάνω δημοσίευση [13] οι είσοδοι σχετίζονται με την ενέργεια και το αποθηκευμένο πληροφοριακό περιεχόμενο ενώ η έξοδος αφορά την ποσότητα των δεδομένων που μπορούν να μεταδοθούν. Το κοινό χαρακτηριστικό είναι πως η αντιμετώπιση όλων των δεδομένων και όλων των χρονικών στιγμών γίνεται με διαφορετική βαρύτητα. Η fuzzy λογική χρησιμοποιείται ως ένας ευέλικτος μηχανισμός απόφασης για να αξιοποιούνται οι περιορισμένοι ενεργειακοί πόροι όταν υπάρχει σημαντική πληροφορία.

Μια επιπλέον εφαρμογή Fuzzy λογικής σε IoT έχουν δημοσιεύσει οι Martínez-Rojas et al. [14] όπου παρουσιάζουν ένα ολοκληρωμένο σύστημα ενεργειακής διαχείρισης για smart buildings το οποίο βασίζεται σε fuzzy κανόνες για να ελέγχει δυναμικά τον φωτισμό τον εξαερισμό και την θέρμανση/ψύξη των κτιρίων. Το σύστημα συλλέγει όλες τις σχετικές μετρήσεις για θερμοκρασία, υγρασία, φωτεινότητα, παρουσία ανθρώπων και συγκέντρωση CO₂ μέσα από αισθητήρες και χρησιμοποιούνται από τον fuzzy controller ώστε να επιλέγεται η κατάλληλη λειτουργία των συσκευών. Για παράδειγμα, όταν ένας χώρος δεν χρησιμοποιείται (π.χ. απουσία ατόμων/κίνησης) ο controller μπορεί να περιορίσει την λειτουργία του συστήματος HVAC (για θέρμανση και ψύξη). Φυσικά, είναι δυνατό να ισχύει και το αντίθετο. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό της προσέγγισης αυτής είναι η ερμηνεία των αποφάσεων. Ενώ οι περισσότερες μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης λειτουργούν ως μαύρα κουτιά (black boxes), οι αποφάσεις των fuzzy controller μπορούν να εξηγηθούν μέσω κατανοητών κανόνων IF-THEN. Η συγκεκριμένη υλοποίηση βασίστηκε σε κόμβους ESP32 και Raspberry Pi, ενώ η επικοινωνία μεταξύ συσκευών πραγματοποιήθηκε μέσω του πρωτοκόλλου επικοινωνίας MQTT. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το σύστημα μπορεί να εκτελείται σε πραγματικό χρόνο με μέσο χρόνο μικρότερο από 20 milliseconds και περιορισμένη χρήση των υπολογιστικών πόρων. Αυτό δείχνει ότι οι fuzzy controllers μπορούν να εφαρμοστούν και σε ενσωματωμένες IoT συσκευές χωρίς να απαιτείται απαραίτητα μια ισχυρή υπολογιστική ή cloud υποδομή.

Κεφάλαιο 4. Παρουσίαση υλοποίησης

4.1 Αρχιτεκτονική υλοποίησης του συστήματος

Για να μπορέσουμε να εξηγήσουμε το πως θα πρέπει να λειτουργήσει συνολικά όλο το σύστημα είναι βασική προϋπόθεση να μπορέσουμε να οπτικοποιήσουμε τα βήματα που θα πρέπει να ακολουθηθούν σε συνδυασμό με την ροή των δεδομένων και της πληροφορίας έτσι ώστε να μπορεί να είναι εφικτή η κατανόηση της δομής του συστήματος και η με μια απλή απεικόνιση της αρχιτεκτονικής να μπορούμε να αντιληφθούμε πως δένει συνολικά όλο το προτεινόμενο σύστημα συνδυάζοντας τόσο το πραγματικό κομμάτι που αφορά τους αισθητήρες τους μικροελεγκτές και τις κεντρικές μονάδες επεξεργασίας όσο και το επίπεδο του λογισμικού σε συνδυασμό με την ροή και την μεταφορά των δεδομένων και την πληροφορίας. Για αυτό τον σκοπό στην Εικόνα 1 υπάρχει η αντίστοιχη σχεδίαση της αρχιτεκτονικής του συστήματος:



Εικόνα 1: Αρχιτεκτονική και ροή λειτουργίας του συστήματος

Η αρχιτεκτονική του συστήματος όπως φαίνεται και στην Εικόνα 1 βλέπουμε πως χωρίζεται σε τρία διαφορετικά στάδια, που ξεχωρίζουν σύμφωνα με τις χρωματικές αποχρώσεις του κάθε σταδίου. Αρχικά, στην πρώτη φάση Real Data Acquisition (γαλάζιο) απεικονίζεται η σύνδεση του Raspberry Pi 4 με την πηγή τροφοδοσίας ρεύματος (μπαταρία powerbank). Φαίνεται η άμεση σχέση με τον αισθητήρα BME680 όπου μετά την καταγραφή και την άμεση αποστολή των δεδομένων στο αποθηκευτικό χώρο (βάση δεδομένων) μέσω της ενσύρματης επικοινωνίας με UDP. Για τη μεταφορά των μετρήσεων προς το σύστημα αποθήκευσης χρησιμοποιήθηκε το πρωτόκολλο UDP, το οποίο προσφέρει απλή και χαμηλού κόστους επικοινωνία χωρίς να απαιτεί προηγούμενη εγκατάσταση σύνδεσης. Ωστόσο, το UDP αποτελεί καλή και εύκολη επιλογή και σαν πρωτόκολλο παρέχει μεγάλο ποσοστό παράδοσης ή διατήρησης της σειράς των πακέτων [21]. Στο περιορισμένο τοπικό δίκτυο της πειραματικής διάταξης δεν παρατηρήθηκε σημαντική απώλεια δεδομένων κατά τις δοκιμές

Έπειτα ξεκινάει η δεύτερη φάση offline processing and fuzzy tuning (εκρού) όπου τα δεδομένα που συλλέχθηκαν περνάνε από την απαραίτητη προ-επεξεργασία, όπως data augmentation (επαύξηση δεδομένων), εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών (Feature extraction) και αρχίζει η offline παραμετρική ρύθμιση και βελτιστοποίηση του fuzzy controller. Αμέσως μετά το τέλος του tuning γίνεται η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων και ένα τελικό fine-tuning του μοντέλου.

Στην τρίτη και τελική φάση Fuzzy Based Adaptive Sampling Deployment φαίνεται η φόρτωση του μοντέλου στο αρχικό Raspberry Pi 4 και η επαναλαμβανόμενη συλλογή δεδομένων σύμφωνα με τους νέους κανόνες που ορίστηκαν. Σε δεύτερο χρόνο έγινε η καταγραφή της απόδοσης του συστήματος με στόχο την αύξηση του χρόνου λειτουργίας της μπαταρίας χωρίς κάποια μεγάλη απώλεια πληροφορίας.

4.1.1 Περιγραφή λογισμικού και τεχνολογιών

Για την υλοποίηση του συστήματος χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα Python, καθώς παρέχει ευελιξία στην επεξεργασία χρονοσειρών και στην ανάπτυξη πειραματικών αλγορίθμων. Οι βιβλιοθήκες pandas και numpy χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων, ενώ η matplotlib χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή γραφημάτων. Για την ανάπτυξη του fuzzy controller χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη scikit-fuzzy [16], η οποία επιτρέπει τον ορισμό μεταβλητών εισόδου και εξόδου, συναρτήσεων συμμετοχής, κανόνων ασαφούς λογικής και διαδικασίας αποασαφοποίησης.

Στο κομμάτι του πραγματικού εξοπλισμού ως βάση πάρθηκε ένα Raspberry Pi 4 Model B (4GB RAM). Πάνω σε αυτό είχε τοποθετηθεί ένα USB Stick χωρητικότητας 32GB όπου σε αυτό έτρεχε το Raspberry Pi OS το οποίο χρησιμοποιήθηκε ως μέσο εκκίνησης και τοπικής αποθήκευσης του συστήματος. Με την χρήση 4 καλωδίων τύπου Dupont και του πρωτοκόλλου I²C, συνδέθηκε και ο αισθητήρας BME 680, που είναι κατάλληλος για καταγραφή θερμοκρασίας, υγρασίας, ατμοσφαιρικής πίεσης και αντίσταση αερίων. Η σύνδεση περιγράφεται στον παρακάτω πίνακα:

BME 680	Raspberry Pi 4 Model B	Pin σύνδεσης
VIN	3.3 V	Pin 1
GND	Ground	Pin 6
SDA / SDI	SDA1	Pin 3
SCL / SCK	SCL1	Pin 5

Πίνακας 1 Περιγραφή σύνδεσης αισθητήρα και Raspberry Pi

Η ανάγνωση των μετρήσεων πραγματοποιούνταν από πρόγραμμα σε Python, το οποίο επικοινωνούσε με τον αισθητήρα BME680 μέσω I²C. Σε κάθε μέτρηση αποθηκεύεται το timestamp και υπάρχουν οι τιμές για την θερμοκρασία, υγρασία, ατμοσφαιρική πίεση και αντίσταση αερίων. Έπειτα η πληροφορία μεταφέρεται σε έναν κεντρικό υπολογιστή με την χρήση ενσύρματης επικοινωνίας με χρήση UDP πρωτοκόλλου και εκεί αποθηκεύονται σε μορφή csv ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια για την ανάλυση των χρονοσειρών, τη βελτιστοποίηση του fuzzy controller και την αξιολόγηση των διαφορετικών στρατηγικών δειγματοληψίας. Η τροφοδοσία του

Raspberry Pi (και συνεπώς και του αισθητήρα) έγινε μέσω μιας επαναφορτιζόμενης μπαταρίας τύπου power bank type c, χωρητικότητας 10.000 mAh. Για τη σύγκριση της διάρκειας λειτουργίας των διαφορετικών στρατηγικών χρησιμοποιήθηκε η ίδια πειραματική διάταξη και πριν από κάθε νέα εκτέλεση, το power bank ήταν πλήρως φορτισμένο. Τέλος είναι αναγκαίο να αναφερθεί πως τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν σε εσωτερικό εργαστηριακό χώρο του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας στη Λαμία. Η επιλογή εσωτερικού χώρου περιόρισε τις απότομες περιβαλλοντικές μεταβολές και τον κίνδυνο φθοράς του εξοπλισμού ενώ παράλληλα επέτρεψε τη συλλογή δεδομένων κάτω από σχετικά ελεγχόμενες συνθήκες. Οι κυριότερες μεταβολές προέρχονταν από την ανθρώπινη παρουσία, τη λειτουργία του χώρου και τις φυσιολογικές διακυμάνσεις της θερμοκρασίας και της υγρασίας.

Οι τρεις στρατηγικές δειγματοληψίας εκτελέστηκαν διαδοχικά και όχι ταυτόχρονα, χρησιμοποιώντας την ίδια πειραματική διάταξη. Πριν από κάθε εκτέλεση το power bank φορτιζόταν πλήρως και το πείραμα συνεχιζόταν μέχρι την απενεργοποίηση του Raspberry Pi λόγω εξάντλησης της διαθέσιμης ενέργειας. Για κάθε μέθοδο καταγράφονταν ο χρόνος έναρξης, ο χρόνος λήξης, η συνολική διάρκεια λειτουργίας και το πλήθος των παραγόμενων μετρήσεων.



Εικόνα 2 Raspberry Pi & BME 680



Εικόνα 3 Τελική σύνδεση του συστήματος

4.1.2 Διαχωρισμός offline και online λειτουργίας

Η λειτουργία του συστήματος συνολικά χωρίζεται σε δύο βασικά στάδια. Το πρώτο είναι το offline στάδιο παραμετροποίησης και αξιολόγησης στο οποίο χρησιμοποιούνται dataset όπου ήδη έχουν συλλεχθεί από τις 2 άλλες τεχνικές δειγματοληψίας (σειριακή και απλή προσαρμοστική). Σε αυτό το στάδιο γίνονται η προ-επεξεργασία των δεδομένων και το Data augmentation, ο υπολογισμός των χαρακτηριστικών change & variability καθώς και δοκιμές από διαφορετικές παραμέτρους των membership functions καθώς και φυσικά η τελική επιλογή για την διαμόρφωση του τελικού μοντέλου για τον fuzzy controller.

Το δεύτερο στάδιο αφορά την online λειτουργία του συστήματος, που είναι το Raspberry Pi. Σε αυτό το στάδιο, δεν χρειάζεται να εισαχθεί κάποιο ολοκληρωμένο dataset καθώς εδώ έχουμε την άμεση χρήση του μοντέλου, δηλαδή την εφαρμογή της ασαφούς λογικής δειγματοληψίας. Η κάθε νέα μέτρηση που έρχεται από τον αισθητήρα είναι η «τροφή» του μοντέλου, όπου συγκρίνοντας αυτή με την προηγούμενη μέτρηση και ένα κυλιόμενο παράθυρο πρόσφατων τιμών υπολογίζονται τα τωρινά change & variability. Επειδή ο fuzzy controller έχει ήδη παραμετροποιηθεί είναι εφικτό να μπορούν να υπολογιστούν οι παραπάνω μεταβλητές.

Είναι βασικό να αναφέρουμε πως κατά την online λειτουργία δεν γίνεται κάποια αλλαγή στους fuzzy κανόνες, ούτε μεταβάλλονται τα membership functions και ούτε κάποια εκπαίδευση μοντέλου. Αυτό αφορά αποκλείστηκε και μόνο τον τρόπο που πρακτικά το σύστημα κάνει δειγματοληψία και δίνει τις κατάλληλες ενεργοποιήσεις στον αισθητήρα. Οι παράμετροι παραμένουν σταθεροί και απλά χρησιμοποιούνται για την σωστή λειτουργία του συστήματος και την δυναμική ενημέρωση του sampling interval. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να κάνει το σύστημα να λαμβάνει τις μετρήσεις ως ροή δεδομένων και από μόνο να μπορεί να πάρει τις κατάλληλες αποφάσεις τοπικά.

4.2 Προ επεξεργασία και εμπλουτισμός δεδομένων

Το σύστημα αξιολογήθηκε αρχικά σε ένα dataset από τα πραγματικά δεδομένα που συλλέχθηκαν από το απλό (σειριακό) και το adaptive μοντέλο, όμως υπάρχει τεράστια κλίση προς τα αριστερά (skewed), το μεγαλύτερο μέρος των μετρήσεων αφορούσε ίδιες ή παρόμοιες μετρήσεις με ελάχιστες διαφορές μεταξύ τους. Για αυτό, τα πραγματικά δεδομένα καθαρίστηκαν και εμπλουτίστηκε το dataset και ουσιαστικά για αυτόν τον λόγο τα πραγματικά δεδομένα καθαρίστηκαν και εμπλουτίστηκαν, με αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός εμπλουτισμένου, ημι-συνθετικού dataset, βασισμένου στις πραγματικές μετρήσεις του αισθητήρα το οποίο δημιουργήθηκε ώστε να προσομοιώνει μετρήσεις από αισθητήρα περιβαλλοντικών συνθηκών (BME680) με ισορροπία και καταλληλότητα προς τις ανάγκες του συστήματος. Τα δεδομένα περιλαμβάνουν χρονικές σειρές με μεταβολές και περιόδους σταθερότητας. Η συλλογή έγινε σε εργαστηριακούς εσωτερικούς χώρους και μόνο, για αυτό υπάρχει έλλειψη στην ποικιλία των μετρήσεων. Επίσης γίνεται καθαρισμός δεδομένων στα πραγματικά

δεδομένα καθώς υπήρχαν μερικές κενές τιμές και μερικά outliers (π.χ. θερμοκρασία 752 βαθμοί). Οι εγγραφές που είχαν NaN ή μη πραγματικές τιμές αφαιρέθηκαν με τον κατάλληλο έλεγχο.

Το αρχικό dataset προήλθε από πραγματικές μετρήσεις που συλλέχθηκαν μέσω της σειριακής και της adaptive μεθόδου. Ωστόσο, κατά την ανάλυση των δεδομένων παρατηρήθηκε ότι το μεγαλύτερο μέρος των εγγραφών αντιστοιχούσε σε σταθερές ή σχεδόν επαναλαμβανόμενες τιμές. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα το dataset να παρουσιάζει έντονη ανισορροπία στην κατανομή των καταστάσεων του σήματος, καθώς οι περιοχές με σημαντικές μεταβολές ήταν πολύ λιγότερες σε σχέση με τις περιοχές σταθερότητας.

Η ανισορροπία αυτή δημιουργεί πρόβλημα κατά τη ρύθμιση/ βελτιστοποίηση του fuzzy controller, καθώς το σύστημα εκτίθεται κυρίως σε περιπτώσεις όπου το σήμα παραμένει σχεδόν αμετάβλητο. Έτσι, υπάρχει ο κίνδυνος το μοντέλο να ευνοεί υπερβολικά μεγάλα διαστήματα δειγματοληψίας και να μην ανταποκρίνεται επαρκώς σε πιο δυναμικές περιοχές του σήματος. Για τον λόγο αυτό εφαρμόστηκε διαδικασία εμπλουτισμού δεδομένων (data augmentation), βασισμένη στις πραγματικές μετρήσεις. Ο εμπλουτισμός δεν είχε ως στόχο τη δημιουργία πλήρως τεχνητού dataset, αλλά την καλύτερη αναπαράσταση διαφορετικών καταστάσεων του σήματος [17], όπως σταθερές περιοχές, ομαλές μεταβολές και απότομα γεγονότα. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές ελεγχόμενης προσθήκης μικρού θορύβου, επαναδειγματοληψίας περιοχών με αυξημένη μεταβολή και ενίσχυσης σπάνιων γεγονότων. Αυτό έγινε με το να βρεθούν τα χρονικά τμήματα του πραγματικού dataset στα οποία υπήρχαν μεγαλύτερες μεταβολές. Τα τμήματα αυτά επαναδειγματοληπτήκαν, ώστε να αυξηθεί η παρουσία τους στο σύνολο δεδομένων και παράλληλα, δημιουργήθηκαν παραλλαγές πραγματικών μετρήσεων μέσω της προσθήκης μικρής ελεγχόμενης διαταραχής.

Για μία πραγματική τιμή x_i , η νέα τιμή υπολογιζόταν γενικά ως $x'_i = x_i + \epsilon_i$, όπου ϵ_i ήταν μία μικρή μεταβολή. Οι παραγόμενες τιμές ελέγχονταν ώστε να παραμένουν εντός ρεαλιστικών ορίων και έπειτα να ενωθούν στο νέο dataset. Τα χαρακτηριστικά change και variability υπολογίζονταν εκ νέου πάνω στο εμπλουτισμένο dataset. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργήθηκε ένα πιο ισορροπημένο σύνολο δεδομένων, το οποίο διατήρησε τη βασική μορφή και τα χαρακτηριστικά των πραγματικών μετρήσεων, αλλά περιείχε μεγαλύτερη ποικιλία δυναμικών καταστάσεων. Το εμπλουτισμένο dataset χρησιμοποιήθηκε για τη ρύθμιση και αξιολόγηση της συμπεριφοράς του fuzzy controller, ώστε το σύστημα να μπορεί να προσαρμόζει πιο αποτελεσματικά το χρονικό διάστημα δειγματοληψίας.

Όλη η διαδικασία διαχωρίστηκε σε ένα offline στάδιο και σε ένα online στάδιο πραγματικής λειτουργίας. Στο offline κομμάτι το οποίο έγινε σε Jupyter Notebook, πραγματοποιήθηκαν η προεπεξεργασία των δεδομένων, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών change και variability και η αυτοματοποιημένη αναζήτηση των παραμέτρων του fuzzy controller. Διαφορετικοί συνδυασμοί παραμέτρων αξιολογήθηκαν με βάση το σφάλμα ανακατασκευής και το πλήθος των επιλεγμένων δειγμάτων. Μετά την ολοκλήρωση της παραμετροποίησης και της βελτιστοποίησης, οι τελικές παράμετροι και οι κανόνες του

controller ενσωματώθηκαν στο λογισμικό λειτουργίας του Raspberry Pi. Κατά το online στάδιο, το σύστημα επεξεργαζόταν τις νέες μετρήσεις του αισθητήρα και υπολόγιζε δυναμικά το χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη καταγραφή. Επομένως, η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε offline, ενώ η εφαρμογή του εκπαιδευμένου συστήματος και η ευφυής λήψη αποφάσεων πραγματοποιήθηκαν τοπικά στον κόμβο IoT.

4.2.1 Περιγραφή αλγορίθμου για εμπλουτισμό δεδομένων (data augmentation)

Ο αλγόριθμος εμπλουτισμού δεδομένων εκτελείται αποκλειστικά στο offline στάδιο. Δέχεται ως είσοδο ήδη συλλεγμένες μετρήσεις και δεν αποτελεί μέρος της online διαδικασίας λήψης αποφάσεων στο Raspberry Pi.

Αλγόριθμος 1. Εμπλουτισμός πραγματικών δεδομένων για τη ρύθμιση του fuzzy controller

Είσοδος:

Πραγματικό dataset D_{real} από τη σειριακή και adaptive μέθοδο.

Έξοδος:

Εμπλουτισμένο dataset $D_{augmented}$ με μεγαλύτερη ποικιλία καταστάσεων σήματος.

Βήματα:

1. Φόρτωση του πραγματικού dataset που συλλέχθηκε από τη σειριακή και την adaptive μέθοδο.
2. Αφαίρεση εγγραφών με κενές ή μη ρεαλιστικές τιμές.
3. Υπολογισμός της μεταβολής μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων.
4. Υπολογισμός της τοπικής μεταβλητότητας του σήματος.
5. Κατηγοριοποίηση (classification) των περιοχών του σήματος σε τρεις βασικές καταστάσεις:
 - ο σταθερή περιοχή,
 - ο περιοχή ομαλής μεταβολής,
 - ο περιοχή έντονης μεταβολής ή γεγονότος.
6. Εντοπισμός της ανισορροπίας μεταξύ των παραπάνω καταστάσεων.
7. Επανάληψη δειγματοληψίας σε περιοχές με έντονη μεταβολή, ώστε να αυξηθεί η παρουσία τους στο dataset.

8. Προσθήκη μικρού ελεγχόμενου θορύβου στις πραγματικές τιμές των αισθητήρων, χωρίς να παραβιάζονται τα φυσιολογικά όρια των μετρήσεων.
9. Δημιουργία επιπλέον παραλλαγών από πραγματικά τμήματα του σήματος, ώστε να αυξηθεί η ποικιλία του dataset.
10. Έλεγχος ότι οι νέες τιμές παραμένουν εντός ρεαλιστικών ορίων.
11. Συνένωση των αρχικών και των εμπλουτισμένων εγγραφών.
12. Αποθήκευση του τελικού εμπλουτισμένου dataset.

Τελικό αποτέλεσμα:

Ένα πιο ισορροπημένο dataset, βασισμένο σε πραγματικές μετρήσεις, το οποίο περιλαμβάνει τόσο σταθερές περιοχές όσο και περιοχές σημαντικής μεταβολής.

Ο εμπλουτισμός των δεδομένων κρίθηκε απαραίτητος επειδή το fuzzy σύστημα βασίζεται στις μεταβλητές change και variability. Αν το dataset περιλαμβάνει κυρίως σταθερές περιοχές, τότε οι είσοδοι του fuzzy controller παραμένουν συχνά σε χαμηλές τιμές, με αποτέλεσμα το σύστημα να μην αξιολογείται επαρκώς σε περιπτώσεις έντονης μεταβολής. Η ενίσχυση των περιοχών με μεγαλύτερη δυναμική συμπεριφορά βοήθησε στη βελτίωση της ρύθμισης των κανόνων και των συναρτήσεων συμμετοχής.

4.3 Υπολογισμός χαρακτηριστικών change και variability

1. Μεταβολή (Change)

Η μεταβολή υπολογίζεται ως η απόλυτη διαφορά μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων:

$$\text{change}_t = |x_t - x_{t-1}|$$

Το μέτρο αυτό χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της δυναμικής συμπεριφοράς του σήματος. Μεγάλες τιμές υποδηλώνουν έντονες αλλαγές και απαιτούν πιο συχνή δειγματοληψία.

2 Μεταβλητότητα (Variability)

Η μεταβλητότητα υπολογίζεται ως η τυπική απόκλιση σε ένα κινούμενο παράθυρο τιμών. Το μέτρο αυτό αποτυπώνει τη σταθερότητα του σήματος σε τοπικό επίπεδο. Υψηλή μεταβλητότητα υποδηλώνει ασταθές σήμα, ενώ χαμηλή μεταβλητότητα υποδηλώνει ομαλή συμπεριφορά.

3. Κανονικοποίηση

Τα χαρακτηριστικά change και variability κανονικοποιούνται στο διάστημα $[0,1]$, ώστε να είναι συμβατά με τις συναρτήσεις συμμετοχής του fuzzy συστήματος.

4.4 Σχεδιασμός fuzzy controller

Για κάθε μεταβλητή του συστήματος ορίστηκαν κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής (membership functions), οι οποίες κατηγοριοποιούν τις τιμές σε γλωσσικούς όρους όπως “low”, “medium” και “high”.

Οι συναρτήσεις συμμετοχής είναι τριγωνικές (triangular membership functions), επιτρέποντας ομαλή μετάβαση μεταξύ των καταστάσεων.

Οι είσοδοι του συστήματος κανονικοποιούνται στο διάστημα $[0,1]$, ενώ η έξοδος (sampling interval) ορίζεται στο εύρος $[1,135]$ δευτερολέπτων, το οποίο αντιστοιχεί σε ελάχιστο και μέγιστο επιτρεπτό χρονικό διάστημα μεταξύ δύο διαδοχικών μετρήσεων.

Για την αναπαράσταση αυτών των συναρτήσεων χρησιμοποιήθηκαν τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής που ορίζονται από τρεις αριθμητικές παραμέτρους $[α,β,γ]$, όπου:

- $α$ είναι το αριστερό σημείο ενεργοποίησης,
- $β$ το σημείο στο οποίο η συμμετοχή λαμβάνει μέγιστη τιμή $μ(x) = 1$,
- $γ$ είναι το δεξιό όριο ενεργοποίησης.

Όταν οι δύο αριστεροί παράμετροι είναι ίσοι ($α=β$) έχουμε τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής τύπου left shoulder ενώ αντίστοιχα όταν οι δεξιοί παράμετροι είναι ίσοι ($β=γ$) τότε τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής τύπου right shoulder. Οι τριγωνικές συναρτήσεις τύπου shoulder χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση των ακραίων καταστάσεων όπως η χαμηλή μεταβολή ή ένα μεγάλο διάστημα δειγματοληψίας

Η συμπεριφορά του συστήματος καθορίζεται από ένα σύνολο fuzzy κανόνων, οι οποίοι συνδυάζουν τις γλωσσικές κατηγορίες των εισόδων change και variability και αντιστοιχίζουν κάθε συνδυασμό σε μία κατηγορία της εξόδου sampling interval.

Το σύστημα εφαρμόζει fuzzy inference και διαδικασία απο-ασαφοποίησης (defuzzification) για την παραγωγή μιας συγκεκριμένης αριθμητικής τιμής δειγματοληψίας. Αντίστοιχη τυποποιημένη αναπαράσταση των βασικών στοιχείων ενός fuzzy συστήματος παρέχεται από το πρότυπο IEEE 1855-2016 [23].

Για κάθε χρονική στιγμή, τα χαρακτηριστικά change και variability εισάγονται στο fuzzy σύστημα ελέγχου.

Το σύστημα εκτελεί τα εξής βήματα:

1. Υπολογισμός των χαρακτηριστικών change & variability,
2. Κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών στο $[0,1]$,
3. Υπολογισμός βαθμών συμμετοχής (fuzzification),
4. Ενεργοποίηση κανόνων (rule evaluation),
5. Συνδυασμός αποτελεσμάτων (aggregation),

6. Απο-ασαφοποίηση (defuzzification).

Ως αποτέλεσμα προκύπτει το προτεινόμενο χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη δειγματοληψία (sampling interval), δηλαδή την επόμενη ενεργοποίηση του αισθητήρα. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται κατά την λειτουργία του συστήματος και κάθε νέα διαθέσιμη μέτρηση και όχι σε κάποιο ολοκληρωμένο dataset, δημιουργώντας μια προσαρμοζόμενη στρατηγική δειγματοληψίας.

4.4.1 Συναρτήσεις συμμετοχής της μεταβλητής change και variability

Πιο συγκεκριμένα η μεταβλητή change εκφράζει το μέγεθος της μεταβολής μεταξύ δύο διαδοχικών μετρήσεων. Μετά από την κανονικοποίηση παίρνει τιμές από 0 έως και 1. Μια τιμή κοντά στο 0 μας δείχνει πως το σήμα μένει πρακτικά σταθερό. Μια τιμή κοντά στο 1 μας δείχνει πως υπάρχει κάποια μεγάλη αλλαγή στο σήμα. Οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής που παρουσιάζονται στους ακόλουθους πίνακες αποτελούν τις τελικές τιμές που προέκυψαν από τη διαδικασία παραμετρικής βελτιστοποίησης της Ενότητας 4.6. Κατά τη διαδικασία αυτή εξετάστηκαν διαφορετικοί συνδυασμοί σημείων ενεργοποίησης και κορυφών των συναρτήσεων συμμετοχής. Ως τελική διαμόρφωση επιλέχθηκε εκείνη που πέτυχε τον καλύτερο συμβιβασμό μεταξύ του αριθμού των διατηρούμενων δειγμάτων και του σφάλματος ανακατασκευής του σήματος.

Κατηγορία	Παράμετροι [α,β,γ]	Περιοχή κάλυψης	Σημείο μέγιστης συμμετοχής
Low (χαμηλή)	[0, 0, 0.2936]	0 έως 0.2936	0
Medium (μέτρια)	[0.1, 0.4614, 0.7]	0.1 έως 0.7	0.4614
High (υψηλή)	[0.6867, 1, 1]	0.6867 έως 1	1

Πίνακας 2 Περιοχές κάλυψης για μεταβλητή change

Η συνάρτηση low έχει μέγιστη συμμετοχή όταν η κανονικοποιημένη μεταβολή είναι μηδενική. Η συμμετοχή της μειώνεται σταδιακά και μηδενίζεται στην τιμή 0.2936. Η συνάρτηση medium αρχίζει να ενεργοποιείται από την τιμή 0.1, αποκτά μέγιστη συμμετοχή στην τιμή 0.4614 και μηδενίζεται στην τιμή 0.7. Η συνάρτηση high αρχίζει να ενεργοποιείται στην τιμή 0.6867 και αυξάνεται σταδιακά μέχρι την τιμή 1, όπου η συμμετοχή είναι πλήρης

Οι περιοχές επικάλυψης είναι:

- μεταξύ low και medium: 0.1 έως 0.2936,
- μεταξύ medium και high: 0.6867 έως 0.7.

Οι επικαλύψεις δίνουν την δυνατότητα στο να γίνεται ομαλή μετάβαση από μία κατάσταση σε άλλη. Άρα, μία τιμή δεν χρειάζεται να χαρακτηριστεί αποκλειστικά ως χαμηλή ή μέτρια, αλλά μπορεί να συμμετέχει ταυτόχρονα και στις δύο κατηγορίες με διαφορετικό βαθμό συμμετοχής.

Αντίστοιχα κάτι παρόμοιο ισχύει και για την μεταβλητή variability εκφράζει την τοπική μεταβλητότητα του σήματος, η οποία υπολογίζεται σε ένα κινούμενο παράθυρο προηγούμενων μετρήσεων. Μικρές τιμές υποδηλώνουν σταθερή συμπεριφορά, ενώ μεγαλύτερες τιμές υποδηλώνουν αυξημένη αστάθεια.

Κατηγορία	Παράμετροι [α,β,γ]	Περιοχή κάλυψης	Σημείο μέγιστης συμμετοχής
Stable (σταθερή)	[0, 0, 0.1828]	0 έως 0.1828	0
Moderate (μέτρια)	[0.1, 0.4888, 0.7]	0.1 έως 0.7	0.4888
Unstable (ασταθής)	[0.4663, 1, 1]	0.4663 έως 1	1

Πίνακας 3 Περιοχές κάλυψης για μεταβλητή variability

Η συνάρτηση stable έχει μέγιστη συμμετοχή όταν η μεταβλητότητα είναι μηδενική και μηδενίζεται στην τιμή 0.1828. Η συνάρτηση moderate ενεργοποιείται από την τιμή 0.1, αποκτά μέγιστη συμμετοχή στην τιμή 0.4888 και μηδενίζεται στην τιμή 0.7. Η συνάρτηση unstable αρχίζει να ενεργοποιείται από την τιμή 0.4663 και αποκτά πλήρη συμμετοχή στην τιμή 1.

Οι περιοχές επικάλυψης είναι:

- μεταξύ stable και moderate: 0.1 έως 0.1828,
- μεταξύ moderate και unstable: 0.4663 έως 0.7.

Η σχετικά μεγάλη επικάλυψη μεταξύ moderate και unstable επιτρέπει στον controller να αντιδρά σταδιακά όταν το σήμα αρχίζει να εμφανίζει αυξημένη μεταβλητότητα, αντί να αλλάζει απότομα συμπεριφορά μετά την υπέρβαση ενός μοναδικού αριθμητικού ορίου.

4.4.2 Συναρτήσεις συμμετοχής της εξόδου sampling interval

Η έξοδος του fuzzy controller είναι το χρονικό διάστημα, σε δευτερόλεπτα, μέχρι την επόμενη μέτρηση. Το πεδίο ορισμού της εξόδου είναι το διάστημα [1,135] δευτερολέπτων.

Κατηγορία	Παράμετροι [α,β,γ]	Περιοχή κάλυψης	Σημείο μέγιστης συμμετοχής
Very_short (πολύ σύντομο)	[1, 1, 5]	1 έως 5 sec	1 sec
Short (σύντομο)	[3, 5, 15]	3 έως 15 sec	5 sec
Medium (μεσαίο)	[10, 15, 60]	10 έως 60 sec	15 sec

Long (μεγάλο)	[30, 60, 135]	30 έως 135 sec	60 sec
Very_long (πολύ μεγάλο)	[100, 135, 135]	100 έως 135 sec	135 sec

Πίνακας 4 Περιοχές κάλυψης για *sampling interval*

Η *very_short* εμφανίζεται μόνο όταν το σήμα έχει έντονη μεταβολή ή υψηλή μεταβλητότητα. Σε μια τέτοια κατάσταση γίνεται γρήγορη επανάληψη της μέτρησης, ώστε να μην χαθεί σημαντική πληροφορία. Η έξοδος *short* αντιστοιχεί σε σχετικά συχνή δειγματοληψία και καλύπτει το διάστημα από 3 έως 15 δευτερόλεπτα. Η κατηγορία *medium* καλύπτει το διάστημα από 10 έως 60 δευτερόλεπτα. Ωστόσο, στην τελική βάση κανόνων δεν χρησιμοποιείται ως άμεση έξοδος κάποιου κανόνα.. Η *long* λειτουργεί για μεγαλύτερο εύρος, από 30 έως 135 δευτερόλεπτα και χρησιμοποιείται όταν η μέτρηση εμφανίζει κάποιες περιορισμένες (μικρές) αλλαγές. Τέλος η *very_long* υπάρχει έτσι ώστε να υπάρχει μια ενιαία σταθερή μέτρηση και για περιβαλλοντικούς σκοπούς είναι αυτή που συνήθως εφαρμόζεται και κάνει μετρήσεις από 100 έως 135 δευτερόλεπτα. Σε αυτή την κατάσταση βασίζεται κυρίως η *fuzzy* λογική καθώς όταν υπάρχουν σταθερά σήματα μειώνονται οι ενεργοποιήσεις του αισθητήρα και του συστήματος γενικότερα καθώς και μειώνεται η κατανάλωση ρεύματος.

Οι περιοχές επικάλυψης των συναρτήσεων εξόδου είναι:

- *very_short*–*short*: 3 έως 5 δευτερόλεπτα,
- *short*–*medium*: 10 έως 15 δευτερόλεπτα,
- *medium*–*long*: 30 έως 60 δευτερόλεπτα,
- *long*–*very_long*: 100 έως 135 δευτερόλεπτα.

Η τελική έξοδος του controller δεν περιορίζεται αποκλειστικά στα σημεία 1, 5, 15, 60 ή 135 δευτερολέπτων. Μέσω της *fuzzy inference* και της αποσαφήνισης παράγεται μία συνεχής αριθμητική τιμή μέσα στο επιτρεπτό εύρος. Για παράδειγμα, ο controller μπορεί να επιστρέψει διάστημα 7.4, 42.8 ή 118.2 δευτερολέπτων, ανάλογα με τον βαθμό ενεργοποίησης των κανόνων. Η τιμή αυτή χρησιμοποιείται από τον μηχανισμό συλλογής δεδομένων για το πότε θα γίνει η επόμενη μέτρηση και φαίνεται από τον τύπο:

$$T_{next} = T_{current} + \Delta t,$$

όπου $t_{current}$ είναι η χρονική στιγμή της τρέχουσας μέτρησης και Δt είναι η αριθμητική έξοδος του *fuzzy controller* σε δευτερόλεπτα.

4.4.3 Βάση κανόνων του fuzzy controller

Η συμπεριφορά του *fuzzy controller* καθορίζεται από 7 κανόνες. Κάθε κανόνας συνδυάζει τα χαρακτηριστικά *change* & *variability* και ενεργοποιεί την αντίστοιχά για το *sampling interval*.

Συνθήκη	Λογικός τελεστής	Συνθήκη	Έξοδος
LOW	AND	STABLE	VERY LONG

LOW	AND	MODERATE	LONG
MEDIUM	AND	STABLE	SHORT
MEDIUM	AND	MODERATE	SHORT
MEDIUM	AND	UNSTABLE	SHORT
HIGH	OR	UNSTABLE	VERY SHORT
HIGH	AND	MODERATE	SHORT

Πίνακας 5 Κανόνες του fuzzy controller

Οι κανόνες μπορούν να εξηγηθούν ως εξής:

1. Εάν η μεταβολή είναι χαμηλή και η μεταβλητότητα είναι σταθερή, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι **πολύ** μεγάλο.
2. Εάν η μεταβολή είναι χαμηλή και η μεταβλητότητα είναι μέτρια, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι μεγάλο.
3. Εάν η μεταβολή είναι μέτρια και η μεταβλητότητα είναι σταθερή, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι σύντομο.
4. Εάν η μεταβολή είναι μέτρια και η μεταβλητότητα είναι μέτρια, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι σύντομο.
5. Εάν η μεταβολή είναι μέτρια και η μεταβλητότητα είναι ασταθής, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι σύντομο.
6. Εάν η μεταβολή είναι υψηλή ή η μεταβλητότητα είναι ασταθής, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι **πολύ** σύντομο.
7. Εάν η μεταβολή είναι υψηλή και η μεταβλητότητα είναι μέτρια, τότε το διάστημα έως την επόμενη μέτρηση είναι σύντομο.

Η γενική λογική της βάσης κανόνων είναι ότι οι σταθερές συνθήκες οδηγούν σε μεγαλύτερο χρονικό διάστημα μέχρι την επόμενη μέτρηση, ενώ η υψηλή μεταβολή ή η αστάθεια οδηγούν σε ταχύτερη επανάληψη της δειγματοληψίας. Με αυτόν τον τρόπο, το σύστημα περιορίζει τις καταγραφές όταν το περιβάλλον παραμένει σταθερό και αυξάνει τη συχνότητα παρακολούθησης όταν εμφανίζονται σημαντικές αλλαγές. Λόγω των επικαλύψεων μεταξύ των συναρτήσεων συμμετοχής, για ορισμένους συνδυασμούς εισόδων είναι δυνατό να ενεργοποιούνται ταυτόχρονα περισσότεροι από ένας κανόνες. Τα αποτελέσματά τους συνδυάζονται κατά το στάδιο της aggregation και η τελική αριθμητική τιμή του sampling interval προκύπτει μέσω της διαδικασίας defuzzification.

4.4.4 Χρήση της εξόδου και ενημέρωση του sampling interval

Αφού έχει συμβεί η αξιολόγηση των fuzzy κανόνων φαίνεται πως τα αποτελέσματα από το κάθε ένα συνδιάζονται στο στάδιο aggregation και εδώ εφαρμόζεται η διαδικασία της αποασαφοποίησης. Αυτή η διαδικασία δίνει μια συγκεκριμένη αριθμητική τιμή Δt_k , που είναι η μεταβλητή που εκφράζει το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μέχρι την επόμενη μέτρηση. Η έξοδος δεν θα αποτελείται από κάποια κατηγορία μεταξύ των Short/medium/ long/ver_long, αλλά αυτές οι

κατηγορίες θα χρησιμοποιούνται μόνο εσωτερικά στο fuzzy σύστημα και όπως είπαμε και παραπάνω η τελική έξοδος είναι μια αριθμητική τιμή στο διάστημα $[1,135]$ sec.

Σε κάθε κύκλο λειτουργίας το νέο χρονικό διάστημα θα υπολογίζεται από την σχέση:

$$\Delta_{tk} = F(\text{change}_k, \text{variability}_k)$$

που όπως αναφέρθηκε και νωρίτερα change_k & variability_k είναι τα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται από τις τελευταίες διαθέσιμες μετρήσεις ενώ F είναι η συνάρτηση απόφασης που γίνεται στον fuzzy controller. Η χρονική στιγμή της επόμενης μέτρησης ορίζεται ως $t_{k+1} = t_k + \Delta_{tk}$ όπου η τιμή Δ_{tk} αντικαθιστά το *sampling interval* του προηγούμενου κύκλου και χρησιμοποιείται ως χρόνος αναμονής μέχρι την επόμενη ενεργοποίηση της διαδικασίας μέτρησης. Επομένως, το *interval* δεν αυξάνεται ή μειώνεται κατά ένα προκαθορισμένο σταθερό βήμα, αλλά ξανά υπολογίζεται δυναμικά σε κάθε κύκλο λειτουργίας.

4.5 Fuzzy adaptive sampling

Ο παρακάτω αλγόριθμος περιγράφει τη βασική λειτουργία της προσαρμοστικής δειγματοληψίας με χρήση fuzzy controller. Το σύστημα δεν επιλέγει σταθερό χρονικό διάστημα μεταξύ των μετρήσεων, αλλά προσαρμόζει δυναμικά τη συχνότητα δειγματοληψίας ανάλογα με τη συμπεριφορά του σήματος. Όταν το σήμα είναι σταθερό, το χρονικό διάστημα αυξάνεται, μειώνοντας τον αριθμό των μετρήσεων. Αντίθετα, όταν παρατηρούνται έντονες μεταβολές ή αυξημένη μεταβλητότητα, το χρονικό διάστημα μειώνεται, ώστε να συλλέγονται περισσότερα δείγματα στις πιο σημαντικές περιοχές.

Αλγόριθμος 2. Προσαρμοστική δειγματοληψία με fuzzy controller

Είσοδος:

Νέα μέτρηση του αισθητήρα, προηγούμενη διαθέσιμη μέτρηση, κυλιόμενο παράθυρο πρόσφατων μετρήσεων και προ-παραμετροποιημένος fuzzy controller

Έξοδος:

Νέο χρονικό διάστημα δειγματοληψίας Δ_{t_k} και χρονική στιγμή πραγματοποίησης της επόμενης μέτρησης t_{k+1} .

Βήματα:

1. Φόρτωση των βελτιστοποιημένων συναρτήσεων συμμετοχής και φόρτωση της τελικής βάσης fuzzy κανόνων.
2. Αρχικοποίηση του κυλιόμενου παραθύρου προηγούμενων μετρήσεων.
3. Καθορισμός ενός αρχικού χρονικού διαστήματος δειγματοληψίας Δ_{t_0} , το οποίο χρησιμοποιείται μέχρι να υπάρξει επαρκές ιστορικό για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών change_log και var_log .

Επαναλαμβανόμενη online λειτουργία

4. Αναμονή για χρονικό διάστημα ίσο με το interval που υπολογίστηκε στον προηγούμενο κύκλο.
5. Λήψη νέας μέτρησης από τον αισθητήρα BME680.
6. Καταγραφή της μέτρησης και της αντίστοιχης χρονικής σήμανσης.
7. Υπολογισμός του χαρακτηριστικού change_log από την τρέχουσα και την προηγούμενη διαθέσιμη μέτρηση.
8. Ενημέρωση του κυλιόμενου παραθύρου πρόσφατων μετρήσεων και Υπολογισμός του χαρακτηριστικού var_log από το κυλιόμενο παράθυρο.
9. Περιορισμός των τιμών change_log και var_log στο διάστημα [0,1].
10. Εισαγωγή των δύο τιμών στον fuzzy controller και εκτέλεση της διαδικασίας fuzzification.
11. Αξιολόγηση των fuzzy κανόνων και συνδυασμός των αποτελεσμάτων τους.
12. Εφαρμογή defuzzification για την παραγωγή αριθμητικής τιμής Δ_{tk} .
13. Περιορισμός της τελικής εξόδου στο επιτρεπτό διάστημα [1,135] δευτερολέπτων.
14. Υπολογισμός της χρονικής στιγμής της επόμενης μέτρησης:

$$t_{k+1} = t_k + \Delta_{tk}$$

15. Αντικατάσταση του προηγούμενου sampling interval από τη νέα τιμή Δ_{tk} .
16. Επανάληψη της online διαδικασίας για όσο χρονικό διάστημα το σύστημα παραμένει ενεργό.

Τελικό αποτέλεσμα:

Μία συνεχής ροή περιβαλλοντικών μετρήσεων με μη σταθερές χρονικές αποστάσεις. Το sampling interval επανυπολογίζεται μετά από κάθε νέα μέτρηση σύμφωνα με την πρόσφατη συμπεριφορά του σήματος.

4.6 Βελτιστοποίηση παραμέτρων fuzzy controller

Η συγκεκριμένη διαδικασία αποτελεί το βελτιστοποίησης του προτεινόμενου συστήματος. Αντί οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής να επιλεγούν αποκλειστικά χειροκίνητα, εφαρμόστηκε αυτοματοποιημένη τυχαία αναζήτηση (random search) μια διαδεδομένη μέθοδος διερεύνησης διαφορετικών συνδυασμών παραμέτρων [18]. Για κάθε υποψήφιο σύνολο παραμέτρων δημιουργήθηκε ένας διαφορετικός fuzzy controller, εφαρμόστηκε στα δεδομένα εκπαίδευσης και αξιολογήθηκε με βάση το σφάλμα ανακατασκευής και το πλήθος των επιλεγμένων δειγμάτων. Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων πραγματοποιήθηκε αποκλειστικά offline, πριν από την εγκατάσταση του τελικού controller στο Raspberry Pi. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ένα ολοκληρωμένο Dataset παραμετρικής ρύθμισης και αξιολόγησης, πάνω στο οποίο αξιολογήθηκαν διαφορετικοί συνδυασμοί παραμέτρων. Η διαδικασία αυτή αποτελεί μια data-driven προσέγγιση παραμετρικής μάθησης, καθώς η τελική συμπεριφορά του controller προσδιορίστηκε με βάση την απόδοσή του στα διαθέσιμα δεδομένα.

Αλγόριθμος 3. Βελτιστοποίηση παραμέτρων fuzzy controller

Είσοδος:

Dataset παραμετρικής ρύθμισης και αξιολόγησης D_{tune} , πλήθος δοκιμών N_{trials} , εύρος τιμών για τις παραμέτρους των membership functions.

Έξοδος:

Βέλτιστο σύνολο παραμέτρων fuzzy controller.

Βήματα:

1. Επιλογή ενός υποσυνόλου του αρχικού dataset για τη διαδικασία παραμετρικής αναζήτησης.
2. Ορισμός του επιτρεπτού εύρους τιμών για τις παραμέτρους των συναρτήσεων συμμετοχής.
3. Για κάθε δοκιμή i από 1 έως n_{trials} , δημιούργησε τυχαίο σύνολο παραμέτρων.
4. Με βάση τις παραμέτρους αυτές, κατασκεύασε νέο fuzzy controller.
5. Εφάρμοσε τον fuzzy controller στο Dataset παραμετρικής ρύθμισης και αξιολόγησης.
6. Υπολόγισε το sampling interval για κάθε χρονική στιγμή.
7. Δημιουργία του αραιωμένου συνόλου δειγμάτων.
8. Ανακατασκευή του αρχικού σήματος με γραμμική παρεμβολή.
9. Υπολογισμός του σφάλματος ανακατασκευής $RMSE$.
10. Υπολογισμός του πλήθους των επιλεγμένων δειγμάτων.
11. Αποθήκευση των παραμέτρων, το $RMSE$ και το πλήθος δειγμάτων.
12. Ταξινόμηση όλων τα αποτελεσμάτων με βάση το μικρότερο $RMSE$ και το μικρότερο πλήθος δειγμάτων.
13. Επιλογή του καλύτερου συνόλου παραμέτρων.
14. Εφαρμογή των βέλτιστων παραμέτρων στο πλήρες dataset.
15. Υπολογισμός των τελικών αποτελεσμάτων σε πλήρη κλίμακα.

Τελικό αποτέλεσμα:

Ένας βελτιστοποιημένος fuzzy controller που μειώνει τον αριθμό δειγμάτων διατηρώντας παράλληλα χαμηλό σφάλμα ανακατασκευής.

4.7 Μετρικές αξιολόγησης

Ποσοστό Μείωσης Δειγμάτων (Sampling Reduction).

Η συνδυαστική χρήση μετρικών σφάλματος, όπως το $RMSE$ και το MAE , μαζί με τον συντελεστή προσδιορισμού R^2 , επιτρέπει μια πληρέστερη αξιολόγηση της ποιότητας ανακατασκευής των σημάτων [19].

1. Το ποσοστό μείωσης δειγμάτων αποτελεί βασική μετρική αξιολόγησης και εκφράζει το ποσοστό των δειγμάτων που αποφεύχθηκαν μέσω της adaptive δειγματοληψίας. Υψηλότερες τιμές υποδηλώνουν μεγαλύτερη εξοικονόμηση πόρων.

$$Reduction = (1 - \left(\frac{N_{sampled}}{N_{total}}\right) * 100)$$

2. RMSE (Root Mean Square Error)

Ο δείκτης RMSE χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόκλισης μεταξύ του αρχικού και του ανακατασκευασμένου σήματος. Δίνει μεγαλύτερη έμφαση σε μεγάλες αποκλίσεις.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{real} - x_{reconstructed})^2}$$

3. MAE (Mean Absolute Error)

Ο δείκτης MAE εκφράζει τη μέση απόλυτη απόκλιση και παρέχει μια πιο άμεση και εύκολα ερμηνεύσιμη μέτρηση σφάλματος.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_{real} - x_{reconstructed}|$$

4. Compression Ratio

Ο λόγος συμπίεσης (compression ratio) δείχνει πόσες φορές μειώθηκε ο όγκος των δεδομένων. Υψηλές τιμές υποδηλώνουν αποτελεσματική μείωση των δεδομένων.

$$CR = \frac{N_{total}}{N_{sampled}}$$

5. Energy Saving

Η εξοικονόμηση ενέργειας εκτιμάται έμμεσα μέσω της μείωσης του αριθμού δειγματοληψιών. Δεδομένου ότι κάθε μέτρηση συνεπάγεται ενεργοποίηση του αισθητήρα και της μονάδας επεξεργασίας, η μείωση των δειγμάτων οδηγεί σε αντίστοιχη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας.

$$Energy Saving \propto Reduction$$

$$Energy Saving = 1 - \frac{E_{adaptive}}{E_{fixed}}$$

Η εξοικονόμηση ενέργειας εκτιμάται έμμεσα μέσω της μείωσης του αριθμού δειγματοληψιών. Δεδομένου ότι κάθε μέτρηση συνεπάγεται με την ενεργοποίηση του αισθητήρα και της μονάδας επεξεργασίας, η μείωση των δειγμάτων οδηγεί σε αντίστοιχη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας.

Παράλληλα, αξιολογείται ποιοτικά η ικανότητα του συστήματος να διατηρεί τα κρίσιμα χαρακτηριστικά του σήματος, όπως αιχμές και απότομες μεταβολές.

Κεφάλαιο 5. Σύγκριση αποτελεσμάτων

5.1 Εισαγωγή στην αξιολόγηση των αποτελεσμάτων

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα της εργασίας και αξιολογείται η απόδοση των διαφορετικών μεθόδων συλλογής δεδομένων. Η αξιολόγηση επικεντρώνεται σε δύο βασικούς άξονες: αφενός στη μείωση του αριθμού των δειγμάτων που συλλέγονται και αφετέρου στη διατήρηση της χρήσιμης πληροφορίας των σημάτων μετά τη μείωση της δειγματοληψίας.

Οι μέθοδοι που εξετάζονται είναι η σειριακή συλλογή δεδομένων, η adaptive συλλογή και η συλλογή με χρήση fuzzy controller. Η σειριακή μέθοδος χρησιμοποιείται ως βασική μέθοδος αναφοράς, καθώς παρέχει το μεγαλύτερο πλήθος δειγμάτων. Οι adaptive και fuzzy μέθοδοι αξιολογούνται ως προς την ικανότητά τους να μειώνουν τον αριθμό των καταγραφών, χωρίς να οδηγούν σε ουσιαστική απώλεια της βασικής μορφής και δυναμικής των σημάτων.

Για την αξιολόγηση χρησιμοποιούνται μετρικές όπως το πλήθος των δειγμάτων, το ποσοστό μείωσης δεδομένων, το RMSE, το nRMSE και ο συντελεστής R^2 . Επιπλέον, παρουσιάζονται γραφήματα ανακατασκευής σημάτων, ώστε να αξιολογηθεί οπτικά κατά πόσο τα αραιωμένα δεδομένα μπορούν να αναπαραστήσουν το αρχικό σήμα.

5.2 Αποτελέσματα βελτιστοποίησης του fuzzy controller

Πριν από την τελική σύγκριση των μεθόδων συλλογής δεδομένων, πραγματοποιήθηκε διαδικασία βελτιστοποίησης των παραμέτρων του fuzzy controller. Στόχος της βελτιστοποίησης ήταν η επιλογή κατάλληλων παραμέτρων για τις συναρτήσεις συμμετοχής, έτσι ώστε το σύστημα να μειώνει τον αριθμό των δειγμάτων, διατηρώντας παράλληλα χαμηλό σφάλμα ανακατασκευής.

Η διαδικασία βελτιστοποίησης βασίστηκε σε παραμετρικό tuning. Για κάθε συνδυασμό παραμέτρων εφαρμόστηκε ο fuzzy controller στο dataset αξιολόγησης, δημιουργήθηκε το αραιωμένο σύνολο δειγμάτων και υπολογίστηκε το σφάλμα ανακατασκευής. Η επιλογή των τελικών παραμέτρων έγινε με βάση τον συνδυασμό χαμηλού RMSE και μικρότερου αριθμού επιλεγμένων δειγμάτων.

Μέθοδος	Samples	RMSE
Baseline fuzzy (Full Sampling)	378	0.1676
Optimized Fuzzy	341	0.1591

Πίνακας 6 Αποτελέσματα optimization

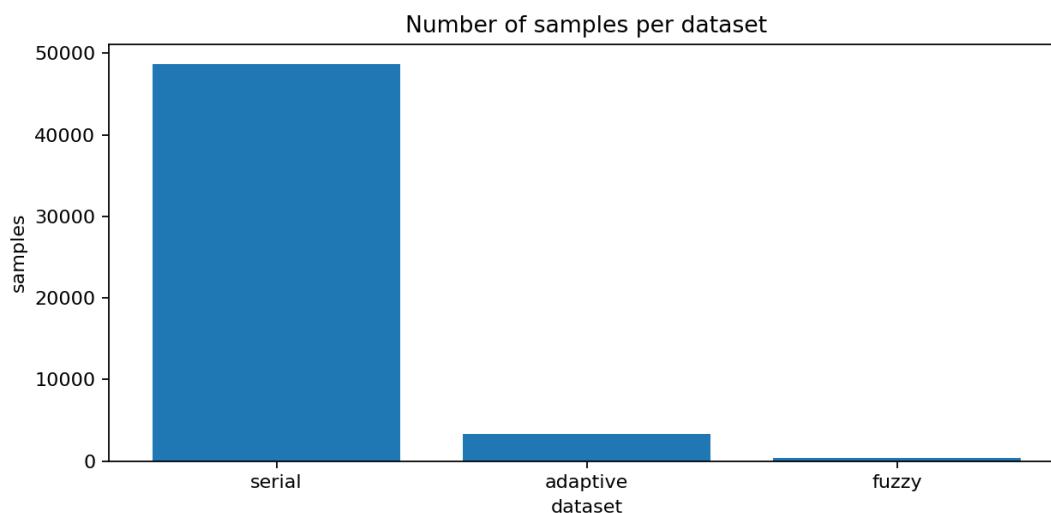
Τα αποτελέσματα όπως παρουσιάζονται στην παρούσα ενότητα προέκυψαν από το offline στάδιο παραμετρικής βελτιστοποίησης του fuzzy controller. Μέσω της αυτοματοποιημένης αναζήτησης επιλέχθηκε το σύνολο παραμέτρων που πέτυχε την καλύτερη ισορροπία μεταξύ ποιότητας ανακατασκευής και μείωσης του αριθμού των δειγμάτων.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η διαδικασία βελτιστοποίησης βελτίωσε ταυτόχρονα δύο βασικές παραμέτρους του συστήματος. Ο αριθμός των επιλεγμένων δειγμάτων μειώθηκε από 378 σε 341, δηλαδή περίπου κατά 9,79%. Παράλληλα, το RMSE μειώθηκε από 0.1676 σε 0.1591, γεγονός που δείχνει ότι η μείωση των δειγμάτων δεν συνοδεύτηκε από χειρότερη ποιότητα ανακατασκευής. Αντίθετα, το σύστημα κατάφερε να επιλέξει λιγότερα αλλά πιο αντιπροσωπευτικά δείγματα του σήματος.

Το αποτέλεσμα αυτό δείχνει ότι η σωστή ρύθμιση των παραμέτρων του fuzzy controller επηρεάζει σημαντικά τη συνολική απόδοση του συστήματος. Η βελτιστοποιημένη εκδοχή του controller μπορεί να μειώσει περαιτέρω τον αριθμό των δειγμάτων, διατηρώντας παράλληλα την ικανότητα ανακατασκευής του αρχικού σήματος.

5.3 Πλήθος δειγμάτων ανά μέθοδο συλλογής

Το πρώτο στάδιο της τελικής σύγκρισης αφορά το πλήθος των δειγμάτων που συλλέχθηκαν από κάθε μέθοδο. Η σειριακή μέθοδος αποτέλεσε τη βασική περίπτωση αναφοράς, καθώς παρήγαγε **48.670 δείγματα**.



Εικόνα 4: Πλήθος δειγμάτων που συλλέχθηκαν από κάθε μέθοδο

Η adaptive μέθοδος συνέλεξε **3.315 δείγματα**, δηλαδή διατήρησε μόνο το **6,81%** των δειγμάτων της σειριακής μεθόδου. Αυτό αντιστοιχεί σε μείωση κατά **93,19%**.

Ακόμη μεγαλύτερη μείωση επιτεύχθηκε με τη μέθοδο fuzzy controller, η οποία συνέλεξε μόλις **442 δείγματα**, δηλαδή το **0,91%** των σειριακών δεδομένων. Η συνολική μείωση σε αυτή την περίπτωση φτάνει το **99,09%**.

Επίσης αυτό δείχνει ότι και οι δύο τεχνικές μειώνουν σημαντικά τον αριθμό των δεδομένων που συλλέχθηκαν, με τη optimized fuzzy μέθοδο να είναι η πιο επιθετική ως προς τη μείωση. Ωστόσο, η μείωση των δειγμάτων από μόνη της δεν αρκεί για την αξιολόγηση της ποιότητας των μεθόδων. Για τον λόγο αυτό, στη συνέχεια εξετάζεται αν η βασική πληροφορία των σημάτων διατηρείται.

5.4 Διάρκεια λειτουργίας μπαταρίας ανά μέθοδο

Ένας βασικός στόχος της παρούσας εργασίας είναι η αύξηση της διάρκειας λειτουργίας της συσκευής, όταν αυτή τροφοδοτείται από μπαταρία. Για τον λόγο αυτό, εκτός από τη μείωση του αριθμού των δειγμάτων και την αξιολόγηση της απώλειας πληροφορίας, εξετάστηκε και η συνολική διάρκεια λειτουργίας του συστήματος για τις διαφορετικές στρατηγικές συλλογής δεδομένων.

Η διάρκεια λειτουργίας της μπαταρίας αποτελεί την πιο άμεση πρακτική ένδειξη της ενεργειακής αποδοτικότητας του συστήματος. Η σειριακή μέθοδος, λόγω της συνεχούς και σταθερής συλλογής δεδομένων, αναμένεται να παρουσιάζει τη μικρότερη διάρκεια λειτουργίας. Αντίθετα, οι adaptive και fuzzy μέθοδοι μειώνουν τον αριθμό των μετρήσεων και επομένως περιορίζουν τη δραστηριότητα του συστήματος, οδηγώντας σε βελτιωμένη αυτονομία.

Μέθοδος	Πλήθος δειγμάτων	Μείωση δειγμάτων	Καθαρός χρόνος λειτουργίας	Βελτίωση έναντι Serial
Serial	48.670	0%	10h 17m 20s	baseline
Adaptive	3.315	93,19%	13h 16m 55s	+29,0%
Fuzzy	442	99,09%	14h 06m 47s	+37,2%

Πίνακας 7 Καθαρός χρόνος λειτουργίας της συσκευής για κάθε μέθοδο συλλογής δεδομένων

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι μέθοδοι μειωμένης δειγματοληψίας βελτιώνουν τη διάρκεια λειτουργίας της συσκευής. Η adaptive μέθοδος αύξησε τον καθαρό χρόνο λειτουργίας από 10 ώρες, 17 λεπτά και 20 δευτερόλεπτα σε 13 ώρες, 16 λεπτά και 55 δευτερόλεπτα, παρουσιάζοντας βελτίωση περίπου 29,0%. Η fuzzy μέθοδος πέτυχε τη μεγαλύτερη διάρκεια λειτουργίας, φτάνοντας τις 14 ώρες, 6 λεπτά και 47 δευτερόλεπτα, δηλαδή περίπου 37,2% μεγαλύτερη διάρκεια σε σχέση με τη σειριακή μέθοδο.

Παρότι η μείωση των δειγμάτων είναι πολύ μεγαλύτερη από την αύξηση του χρόνου λειτουργίας, αυτό είναι αναμενόμενο, καθώς το Raspberry Pi διατηρεί σταθερή βασική κατανάλωση ενέργειας ακόμη και όταν η συχνότητα δειγματοληψίας μειώνεται. Επομένως, η μείωση των μετρήσεων δεν μεταφράζεται γραμμικά σε αντίστοιχη αύξηση διάρκειας μπαταρίας, αλλά συμβάλλει ουσιαστικά στη βελτίωση της αυτονομίας του συστήματος.

5.5 Μεθοδολογία αξιολόγησης απώλειας πληροφορίας

Για την αξιολόγηση της απώλειας πληροφορίας εφαρμόστηκε μεθοδολογία βασισμένη στην ανακατασκευή του αρχικού σήματος. Επειδή τα datasets των τριών μεθόδων δεν συλλέχθηκαν ταυτόχρονα, δεν ήταν κατάλληλη μια απευθείας σύγκριση δείγμα προς δείγμα. Αντίθετα, το σειριακό dataset χρησιμοποιήθηκε ως πυκνό σήμα αναφοράς.

Η βασική ιδέα είναι ότι το σειριακό σήμα αραιώνεται τεχνητά, ώστε να αποκτήσει την ίδια πυκνότητα δειγματοληψίας με την adaptive και τη fuzzy μέθοδο. Στη συνέχεια,

το αραιωμένο σήμα ανακατασκευάζεται με γραμμική παρεμβολή και συγκρίνεται με το αρχικό σειριακό σήμα. Με αυτόν τον τρόπο εκτιμάται πόση πληροφορία διατηρείται όταν χρησιμοποιείται μικρότερο πλήθος δειγμάτων.

Η ποιότητα της ανακατασκευής αξιολογείται με τις μετρικές $nRMSE$ και R^2 . Χαμηλές τιμές $nRMSE$ και υψηλές τιμές R^2 δείχνουν ότι η βασική μορφή και δυναμική του σήματος διατηρείται παρά τη μείωση των δεδομένων.

5.5.1 Περιγραφή αλγορίθμου

Ο παρακάτω αλγόριθμος χρησιμοποιείται για να αξιολογηθεί αν η μείωση του αριθμού των δειγμάτων οδηγεί σε σημαντική απώλεια πληροφορίας. Η διαδικασία που ακολουθεί αποτελεί offline πειραματική αξιολόγηση και όχι τον αλγόριθμο που εκτελείται κατά τη συλλογή πραγματικών μετρήσεων. Το πυκνό σειριακό dataset χρησιμοποιείται ως σήμα αναφοράς, ώστε να εκτιμηθεί η απώλεια πληροφορίας που προκαλεί η μειωμένη δειγματοληψία. Επειδή τα datasets δεν συλλέχθηκαν ταυτόχρονα, δεν πραγματοποιείται άμεση σύγκριση δείγμα προς δείγμα μεταξύ των τριών αρχείων. Αντίθετα, το σειριακό dataset χρησιμοποιείται ως πυκνό σήμα αναφοράς και αραιώνεται τεχνητά ώστε να αποκτήσει την ίδια πυκνότητα δειγματοληψίας με τις adaptive και fuzzy μεθόδους.

Με αυτόν τον τρόπο αξιολογείται κατά πόσο το αρχικό σήμα μπορεί να ανακατασκευαστεί όταν διατηρείται μόνο ένα μικρό ποσοστό των αρχικών δειγμάτων. Η ποιότητα της ανακατασκευής μετρείται με τις μετρικές $nRMSE$ και R^2 . Υψηλές τιμές R^2 και χαμηλές τιμές $nRMSE$ δείχνουν ότι η βασική μορφή και δυναμική του σήματος διατηρείται, παρά τη μείωση των δεδομένων.

Αλγόριθμος 4. Αξιολόγηση απώλειας πληροφορίας λόγω μειωμένης δειγματοληψίας

Είσοδος:

Σειριακό dataset D_{serial} , adaptive dataset $D_{adaptive}$, fuzzy dataset D_{fuzzy} και σύνολο μεταβλητών:

$$V = \{Temperature_c, Humidity_{rh}, Pressure_{hpa}, Gas_{ohms}\}$$

Βήματα:

1. Φόρτωσε τα τρία datasets: $= D_{serial}, D_{adaptive}, D_{fuzzy}$
2. Ενοποίηση των ονομάτων στις μεταβλητές, ώστε όλα τα datasets να έχουν κοινή μορφή.
3. Για κάθε μεταβλητή που $v \in V$ θα εφαρμοστεί robust normalization:

$$z_v = \frac{x_v - median(x_v)}{IQR(x_v)}$$

4. Υπολογισμός του πλήθους δειγμάτων για κάθε dataset:

$$N_s = |D_s|, \quad N_a = |D_a|, \quad N_f = |D_f|$$

5. Υπολογισμός του ποσοστού διατήρησης δειγμάτων:

$$P_a = \frac{N_a}{N_s} * 100$$

$$P_f = \frac{N_f}{N_s} * 100$$

6. Υπολογισμός της μείωσης δειγμάτων:

$$R_a = 100 - P_a$$

$$R_f = 100 - P_f$$

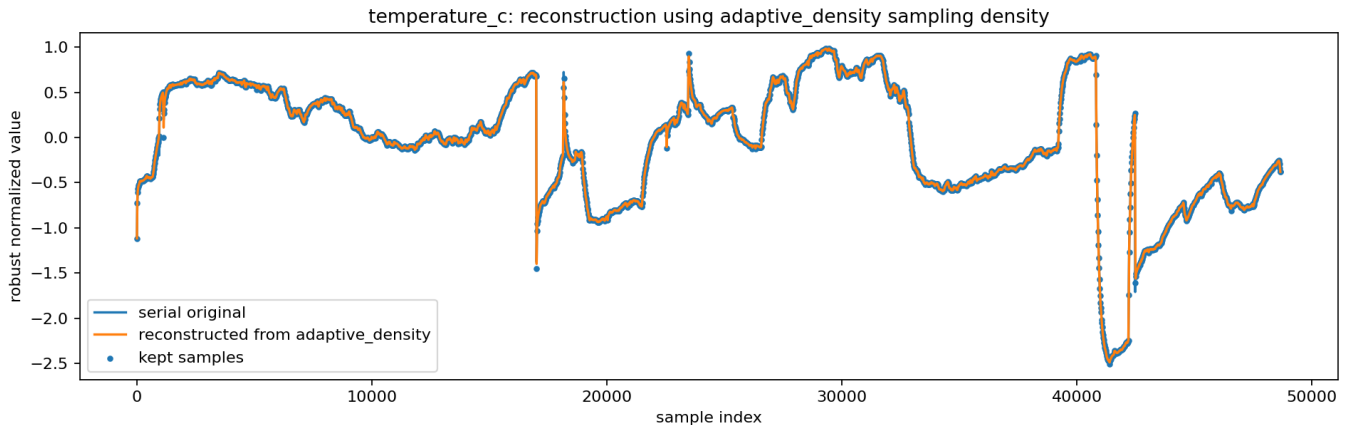
7. Θεώρησε το σειριακό dataset D_s ως πυκνό σήμα αναφοράς.
8. Δημιουργία ενός τεχνητά αραιωμένου σήματος $D_{s,a}$ κρατώντας από το D_s τον ίδιο αριθμό δειγμάτων με το $D_{adaptive}$
9. Δημιουργία ενός τεχνητά αραιωμένου σήματος $D_{s,f}$ κρατώντας από το D_s τον ίδιο αριθμό δειγμάτων με το D_{fuzzy}
10. Για κάθε μεταβλητή που $v \in V$, να γίνει ανακατασκευή με το αρχικό σήμα με γραμμική παρεμβολή.
11. Υπολόγισε τις μετρικές ανακατασκευής:
 $RMSE, MAE, nRMSE, R^2$
12. Σύγκρινε τις τιμές $nRMSE$ και R^2 για adaptive density και fuzzy density sampling.
13. Αν το R^2 παραμένει υψηλό και το $nRMSE$ χαμηλό, τότε θεωρείται ότι η βασική πληροφορία του σήματος διατηρείται.
14. Εξήγαγε τα γραφήματα ανακατασκευής και τους τελικούς πίνακες μετρικών.

Έξοδος:

Ποσοστό μείωσης δειγμάτων, μετρικές ανακατασκευής και γραφήματα σύγκρισης για adaptive και fuzzy sampling.

5.6 Ανακατασκευή σήματος με adaptive density sampling

Στο γράφημα παρουσιάζεται η ανακατασκευή του σήματος της θερμοκρασίας χρησιμοποιώντας πυκνότητα δειγματοληψίας αντίστοιχη με αυτή της adaptive μεθόδου.



Εικόνα 6: Ανακατασκευή του σήματος θερμοκρασίας με χρήση adaptive density sampling.

Η μπλε γραμμή αντιπροσωπεύει το αρχικό σειριακό σήμα, ενώ η πορτοκαλί γραμμή δείχνει το ανακατασκευασμένο σήμα μετά την αραίωση των δειγμάτων και την εφαρμογή interpolation.

Η ανακατασκευή ακολουθεί πολύ κοντά το αρχικό σήμα, διατηρώντας τόσο τις γενικές τάσεις όσο και τις περισσότερες μεταβολές της θερμοκρασίας. Αυτό επιβεβαιώνεται και από τις μετρικές, καθώς το σφάλμα είναι πολύ μικρό:

$$nRMSE = 0,012$$

$$R^2 = 0,9987$$

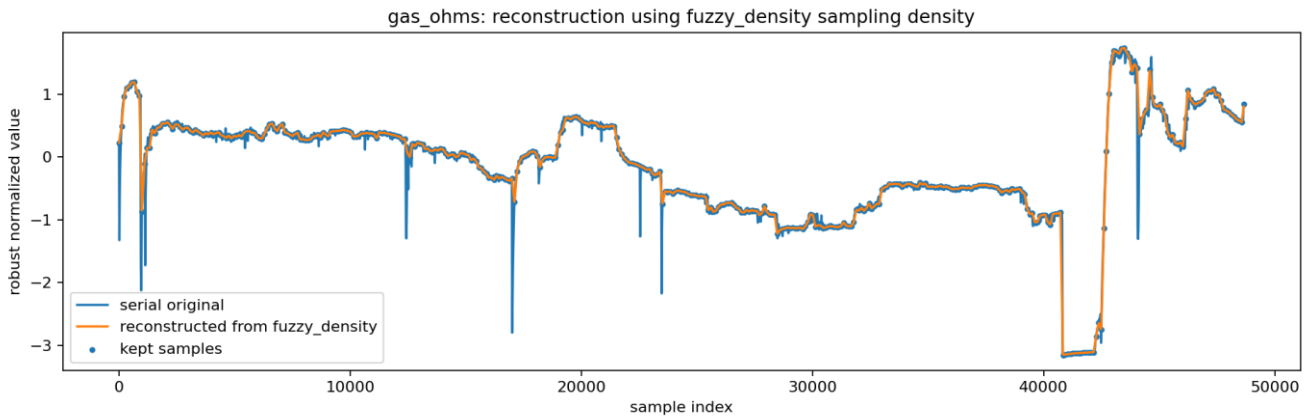
5.7 Ανακατασκευή σήματος με fuzzy density sampling

Η fuzzy μέθοδος εφαρμόζει πιο επιθετική μείωση του αριθμού των δειγμάτων σε σχέση με την adaptive μέθοδο. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση της ανακατασκευής είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς δείχνει αν η πολύ μεγάλη μείωση των δεδομένων οδηγεί σε σημαντική απώλεια πληροφορίας.

5.7.1 Ανακατασκευή του gas_ohms με fuzzy density sampling

Στο συγκεκριμένο γράφημα παρουσιάζεται η ανακατασκευή του σήματος gas_ohms χρησιμοποιώντας πυκνότητα δειγματοληψίας αντίστοιχη με αυτή της fuzzy μεθόδου. Η ανακατασκευασμένη καμπύλη ακολουθεί σε γενικές γραμμές πολύ καλά τη

μορφή του αρχικού σειριακού σήματος, αποτυπώνοντας τις βασικές τάσεις και τις σημαντικές μεταβολές.



Εικόνα 7: Ανακατασκευή του σήματος *gas_ohms* με χρήση *fuzzy density sampling*

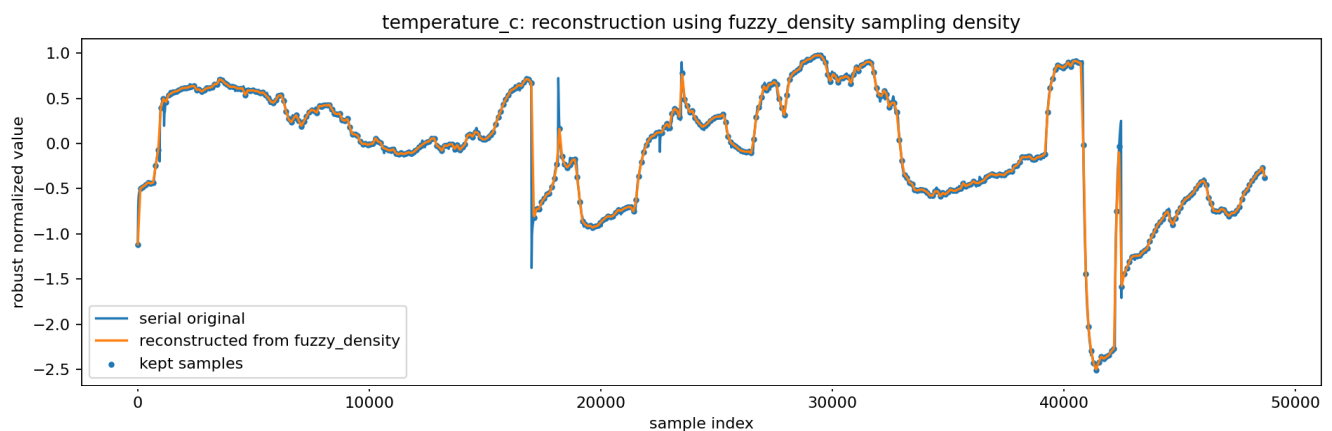
Παρ'ό, τι το *gas_ohms* είναι από τα πιο απαιτητικά σήματα, η ανακατασκευή παραμένει αρκετά ικανοποιητική. Αυτό φαίνεται και από τις μετρικές:

$$nRMSE = 0,069$$

$$R^2 = 0,9702$$

5.7.2 Ανακατασκευή του *temperature_c* με *fuzzy density sampling*

Στο γράφημα παρουσιάζεται η ανακατασκευή του σήματος της θερμοκρασίας χρησιμοποιώντας πυκνότητα δειγματοληψίας αντίστοιχη με αυτή της fuzzy μεθόδου. Παρά το πολύ μικρό πλήθος δειγμάτων, η ανακατασκευασμένη καμπύλη ακολουθεί αρκετά καλά το αρχικό σειριακό σήμα και αποτυπώνει σωστά τη γενική τάση της θερμοκρασίας.



Εικόνα 8: Ανακατασκευή του σήματος θερμοκρασίας με χρήση *fuzzy density sampling*

Οι βασικές αυξομειώσεις του σήματος διατηρούνται, ενώ οι σημαντικές μεταβολές εξακολουθούν να εμφανίζονται με ικανοποιητική ακρίβεια. Αυτό επιβεβαιώνεται και από τις μετρικές:

$$nRMSE = 0,036$$

$$R^2 = 0,9878$$

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η fuzzy μέθοδος, παρ'ό, τι μειώνει εξαιρετικά τον αριθμό των δειγμάτων, διατηρεί σε πολύ καλό βαθμό τη βασική πληροφορία του σήματος θερμοκρασίας. Επομένως, για τη μεταβλητή temperature_c, η απώλεια πληροφορίας παραμένει μικρή και αποδεκτή.

5.8 Συγκεντρωτική σύγκριση adaptive και fuzzy μεθόδου

Στον Πίνακα 5.2 παρουσιάζεται η συνοπτική σύγκριση των δύο τεχνικών μειωμένης δειγματοληψίας ως προς το ποσοστό μείωσης των δεδομένων και την ποιότητα ανακατασκευής των σημάτων. Οι τιμές nRMSE και R^2 υπολογίστηκαν ως μέσος όρος των τεσσάρων μεταβλητών: temperature_c, humidity_rh, pressure_hpa και gas_ohms.

Μέθοδος	Δείγματα που διατηρήθηκαν	Μείωση δειγμάτων	Μέσο nRMSE	Μέσο R^2	Ερμηνεία
Adaptive	6,81%	93,19%	0,017	0,998	Σχεδόν μηδενική απώλεια πληροφορίας
Fuzzy	0,91%	99,09%	0,048	0,986	Πολύ μεγάλη μείωση με μικρή αποδεκτή απώλεια

Πίνακας 8 Συνοπτική σύγκριση των δύο τεχνικών μειωμένης δειγματοληψίας.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η adaptive μέθοδος επιτυγχάνει σημαντική μείωση των δειγμάτων, διατηρώντας σχεδόν πλήρως τη βασική πληροφορία των σημάτων. Από την άλλη πλευρά, η fuzzy μέθοδος επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη μείωση, καθώς διατηρεί λιγότερο από το 1% των αρχικών δειγμάτων, παρουσιάζοντας όμως ελαφρώς μεγαλύτερη απώλεια πληροφορίας. Παρ' όλα αυτά, οι υψηλές τιμές R^2 δείχνουν ότι η βασική μορφή και δυναμική των σημάτων διατηρείται σε ικανοποιητικό βαθμό.

5.9 Ανάλυση διατήρησης αξιοποιήσιμης πληροφορίας

Η συνολική αξιολόγηση δείχνει ότι η μείωση του αριθμού των δειγμάτων δεν οδηγεί απαραίτητα σε αντίστοιχη απώλεια χρήσιμης πληροφορίας. Στην περίπτωση της adaptive μεθόδου, η ανακατασκευή των σημάτων είναι σχεδόν πλήρης, καθώς οι τιμές R^2 είναι πολύ κοντά στη μονάδα και το nRMSE παραμένει ιδιαίτερα χαμηλό.

Η fuzzy μέθοδος παρουσιάζει μεγαλύτερη απώλεια σε σχέση με την adaptive, κάτι που είναι αναμενόμενο λόγω της πολύ πιο επιθετικής μείωσης των δειγμάτων. Ωστόσο, η απώλεια αυτή παραμένει αποδεκτή, καθώς οι βασικές τάσεις και η γενική μορφή των σημάτων διατηρούνται. Το σήμα `gas_ohms` εμφανίζει τη μεγαλύτερη δυσκολία ανακατασκευής, γεγονός που πιθανότατα οφείλεται στην πιο απότομη και θορυβώδη συμπεριφορά του.

Το σημαντικότερο συμπέρασμα είναι ότι οι adaptive και fuzzy τεχνικές δεν μειώνουν απλώς τον αριθμό των δεδομένων, αλλά καταφέρνουν να διατηρήσουν μεγάλο μέρος της αξιοποιήσιμης πληροφορίας. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για συστήματα IoT που λειτουργούν με περιορισμένους ενεργειακούς πόρους, καθώς επιτρέπει τη μείωση των μετρήσεων και πιθανώς της κατανάλωσης ενέργειας χωρίς ουσιαστική υποβάθμιση της ποιότητας των δεδομένων.

5.9.1 Συμπεράσματα κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκαν τα πειραματικά αποτελέσματα της εργασίας και αξιολογήθηκε η απόδοση των adaptive και fuzzy στρατηγικών δειγματοληψίας. Αρχικά παρουσιάστηκε η βελτιστοποίηση του fuzzy controller, η οποία οδήγησε σε μικρότερο αριθμό δειγμάτων και χαμηλότερο RMSE. Στη συνέχεια, συγκρίθηκε το πλήθος των δειγμάτων που συλλέχθηκαν από τις τρεις μεθόδους και αξιολογήθηκε η απώλεια πληροφορίας μέσω reconstruction-based analysis.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η adaptive μέθοδος μειώνει τον αριθμό των δειγμάτων κατά 93,19%, ενώ διατηρεί σχεδόν πλήρως τη μορφή των σημάτων. Η fuzzy μέθοδος επιτυγχάνει ακόμη μεγαλύτερη μείωση, της τάξης του 99,09%, διατηρώντας όμως σε ικανοποιητικό βαθμό τη βασική δυναμική και τις κύριες τάσεις των σημάτων. Συνεπώς, η fuzzy προσέγγιση αποτελεί την πιο επιθετική λύση ως προς τη μείωση δεδομένων, ενώ η adaptive προσέγγιση προσφέρει σχεδόν ολοκληρωτική συμπίεση της πληροφορίας.

Συνολικά, τα αποτελέσματα υποστηρίζουν ότι η προσαρμοστική και η fuzzy-based δειγματοληψία μπορούν να συμβάλλουν στη μείωση του όγκου δεδομένων σε IoT συστήματα, χωρίς να προκαλούν ουσιαστική απώλεια αξιοποιήσιμης πληροφορίας.

Κεφάλαιο 6. Πρακτικές εφαρμογές και προοπτικές και μελλοντικές εξελίξεις

Τα αποτελέσματα του προηγούμενου κεφαλαίου δείχνουν ότι οι adaptive και fuzzy μέθοδοι μπορούν να μειώσουν σημαντικά τον αριθμό των συλλεγόμενων δειγμάτων, χωρίς να προκαλούν ουσιαστική απώλεια της βασικής πληροφορίας των σημάτων. Η adaptive μέθοδος παρουσιάζει σχεδόν μηδενική απώλεια πληροφορίας, ενώ η fuzzy μέθοδος επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη μείωση δεδομένων, διατηρώντας σε ικανοποιητικό βαθμό τη μορφή και τη δυναμική των σημάτων.

Παράλληλα, η ανάλυση της διάρκειας λειτουργίας της μπαταρίας δείχνει ότι η μείωση της δειγματοληψίας οδηγεί σε βελτίωση της αυτονομίας του συστήματος. Ωστόσο, η βελτίωση αυτή δεν είναι γραμμικά ανάλογη με τη μείωση των δειγμάτων, καθώς το Raspberry Pi διατηρεί σταθερή βασική κατανάλωση ακόμη και όταν πραγματοποιούνται λιγότερες μετρήσεις. Το γεγονός αυτό δείχνει ότι η επιλογή της πλατφόρμας υλικού επηρεάζει σημαντικά το τελικό ενεργειακό όφελος.

6.1 Πρακτικές εφαρμογές της προτεινόμενης προσέγγισης

Η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να αξιοποιηθεί σε εφαρμογές όπου απαιτείται μακροχρόνια παρακολούθηση περιβαλλοντικών συνθηκών με περιορισμένους ενεργειακούς πόρους. Τέτοιες εφαρμογές περιλαμβάνουν έξυπνα θερμοκήπια, αποθήκες ευαίσθητων προϊόντων, αγροτικές εγκαταστάσεις, συστήματα παρακολούθησης ποιότητας αέρα και απομακρυσμένους αισθητήρες περιβαλλοντικής καταγραφής. Σε τέτοιες περιπτώσεις οι περιβαλλοντικές μεταβλητές συχνά παραμένουν σταθερές για μεγάλα χρονικά διαστήματα και μεταβάλλονται σημαντικά μόνο σε συγκεκριμένες στιγμές. Η συνεχής δειγματοληψία μπορεί επομένως να δημιουργεί μεγάλο όγκο επαναλαμβανόμενων δεδομένων. Ένα σύστημα που προσαρμόζει δυναμικά τη συχνότητα συλλογής μπορεί να μειώσει τον όγκο δεδομένων και την κατανάλωση ενέργειας, διατηρώντας παράλληλα τις σημαντικές μεταβολές του περιβάλλοντος.

6.2 Μεταφορά της μεθόδου σε συστήματα χαμηλής κατανάλωσης

Η μέθοδος που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία δεν εξαρτάται αποκλειστικά από το Raspberry Pi. Ο fuzzy controller βασίζεται σε απλά χαρακτηριστικά του σήματος, όπως η μεταβολή μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων και η τοπική μεταβλητότητα. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορούν να υπολογιστούν και σε άλλες πλατφόρμες, ακόμη και σε μικροελεγκτές χαμηλότερης υπολογιστικής ισχύος.

Αυτό σημαίνει ότι η ίδια στρατηγική δειγματοληψίας μπορεί να μεταφερθεί σε πιο ενεργειακά αποδοτικές πλατφόρμες, όπως ESP32 ή ESP8266, micro-controllers, mini

pc κλπ. Σε τέτοια συστήματα, η μείωση του χρονικού ρυθμού δειγματοληψίας μπορεί να έχει μεγαλύτερο πρακτικό όφελος, καθώς ο μικροελεγκτής μπορεί να εισέρχεται σε κατάσταση χαμηλής κατανάλωσης μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων.

6.3 Περιορισμοί της παρούσας υλοποίησης

Παρά τα θετικά αποτελέσματα, η παρούσα υλοποίηση παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς. Αρχικά, τα datasets των τριών μεθόδων δεν συλλέχθηκαν ταυτόχρονα, γεγονός που δεν επιτρέπει απευθείας σύγκριση τιμών δείγμα προς δείγμα. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση βασίστηκε κυρίως σε reconstruction-based analysis και όχι σε χρονικά ταυτισμένη σύγκριση. Επιπλέον, η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε σε εργαστηριακό εσωτερικό περιβάλλον και σε σχετικά περιορισμένο χρονικό διάστημα. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα δεν περιλαμβάνουν πλήρη ποικιλία καιρικών φαινομένων, όπως βροχή, έντονη ηλιοφάνεια, απότομες μεταβολές θερμοκρασίας ή μεταβολές λόγω ανέμου. Ένας ακόμη περιορισμός αφορά την πλατφόρμα υλοποίησης. Το Raspberry Pi παρέχει σημαντική ευκολία στην ανάπτυξη και δοκιμή αλγορίθμων, όμως δεν αποτελεί την πιο αποδοτική επιλογή για συστήματα πολύ χαμηλής κατανάλωσης. Επομένως, τα αποτελέσματα διάρκειας μπαταρίας πρέπει να ερμηνεύονται λαμβάνοντας υπόψη τη σταθερή βασική κατανάλωση της συσκευής.

6.4 Μελλοντικές εξελίξεις

Μελλοντικά, η εργασία μπορεί να επεκταθεί με πειράματα μεγαλύτερης διάρκειας και σε διαφορετικά περιβάλλοντα, ώστε να αξιολογηθεί η απόδοση του συστήματος κάτω από πιο ποικίλες συνθήκες. Η αλλαγή περιβάλλοντος θα επηρέαζε σίγουρα τα δεδομένα και τον τρόπο εκπαίδευσης και παραμετροποίησης με αποτέλεσμα το μοντέλο να μπορεί να επιδρά καλύτερα και να έχει γνώση πάνω σε διάφορες καταστάσεις και περιβάλλοντα. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον θα είχε η ταυτόχρονη συλλογή δεδομένων από περισσότερες συσκευές, ώστε οι διαφορετικές μέθοδοι δειγματοληψίας να συγκριθούν υπό τις ίδιες ακριβώς περιβαλλοντικές συνθήκες.

Επιπλέον, σημαντική επέκταση αποτελεί η υλοποίηση της μεθόδου σε μικροελεγκτή χαμηλής κατανάλωσης, όπως ESP32. Μια τέτοια υλοποίηση θα επιτρέπει τη χρήση sleep modes και θα μπορούσε να αναδείξει ακόμη περισσότερο το ενεργειακό όφελος της fuzzy-based δειγματοληψίας. Παράλληλα, η ενσωμάτωση τεχνολογιών επικοινωνίας όπως MQTT ή LoRa θα μπορούσε να επιτρέψει την εφαρμογή της μεθόδου σε απομακρυσμένα IoT δίκτυα.

Η επικοινωνία με πρωτόκολλα όπως το MQTT ή LoRa θα άλλαζε τελείως τα αποτελέσματα και την αρχιτεκτονική του συστήματος. Η τωρινή επικοινωνία με UDP εξασφαλίζει μόνιμη και άριστη μεταφορά πληροφορίας χωρίς κάποιο ουσιαστικό κίνδυνο απώλειας. Ένα σύστημα ασύρματης μεταφοράς δεδομένων θα ενδεχομένως να επηρέαζε πολλούς παράγοντες, όπως η αντοχή η ταχύτητα, η εξοικονόμηση ενέργειας καθώς και η ποιότητα των δεδομένων αλλά και η απώλεια πληροφορίας θα ήταν ένας σημαντικός παράγοντας.

Τέλος, η διαδικασία βελτιστοποίησης του fuzzy controller μπορεί να βελτιωθεί περαιτέρω μέσω πιο συστηματικών τεχνικών tuning ή μέσω σύγκρισης με μεθόδους μηχανικής μάθησης καθώς και επιπλέον εκπαίδευση με νέα μεγαλύτερα και ποιοτικότερα datasets. Με αυτόν τον τρόπο θα μπορούσε να εξεταστεί αν η προσαρμοστική δειγματοληψία μπορεί να γίνει ακόμη πιο αποδοτική, διατηρώντας υψηλή ποιότητα πληροφορίας με ακόμη μικρότερη ενεργειακή κατανάλωση.

6.5 What-if analysis: υλοποίηση σε ESP32

Ένα ενδιαφέρον σενάριο μελλοντικής υλοποίησης αφορά τη μεταφορά του συστήματος σε μικροελεγκτή ESP32 [20]. Σε αντίθεση με το Raspberry Pi, το οποίο λειτουργεί ως υπολογιστική πλατφόρμα με πλήρες λειτουργικό σύστημα και σχετικά υψηλή βασική κατανάλωση, ο ESP32 έχει σχεδιαστεί για εφαρμογές χαμηλής κατανάλωσης και υποστηρίζει λειτουργίες sleep και deep sleep.

Σε ένα τέτοιο σενάριο, τα μεγάλα χρονικά διαστήματα δειγματοληψίας που παράγει ο fuzzy controller θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν πιο αποτελεσματικά. Όταν το σύστημα αποφασίζει ότι το σήμα είναι σταθερό και ότι η επόμενη μέτρηση μπορεί να καθυστερήσει, ο μικροελεγκτής θα μπορούσε να εισέρχεται σε κατάσταση χαμηλής κατανάλωσης. Έτσι, το ενεργειακό όφελος δεν θα περιοριζόταν μόνο στη μείωση των εγγραφών, αλλά θα επεκτεινόταν και στη μείωση της κατανάλωσης κατά τα ενδιάμεσα διαστήματα αδράνειας. Η εξοικονόμησή ενέργειας υπολογίζεται πως θα μπορούσε να γιγαντωθεί ανάμεσα σε αυτές τις 3 τεχνικές καθώς το baseline σειριακό μοντέλο δεν θα είχε καμία τεχνική εξοικονόμησης ενέργειας, συνεπώς προβλέπεται πως στην απόδοση η χρήση sleep και deep-sleep modes ενδέχεται να οδηγήσει σε μεγαλύτερο ενεργειακό όφελος, κάτι που πρέπει να επιβεβαιωθεί πειραματικά. Για τον λόγο αυτό, αναμένεται ότι η εφαρμογή της ίδιας fuzzy στρατηγικής σε ESP32 θα μπορούσε να οδηγήσει σε σημαντικά μεγαλύτερη αύξηση της διάρκειας ζωής της μπαταρίας σε σχέση με την υλοποίηση σε Raspberry Pi. Η παρούσα εργασία επομένως μπορεί να θεωρηθεί ως απόδειξη λειτουργικότητας της μεθόδου, ενώ μια μελλοντική υλοποίηση σε μικροελεγκτή χαμηλής κατανάλωσης θα μπορούσε να αξιοποιήσει πλήρως τα πλεονεκτήματα της προσαρμοστικής δειγματοληψίας.

Κεφάλαιο 7. Σύνοψη

7.1 Σύνοψη της εργασίας

Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετήθηκε το πρόβλημα της ενεργειακής αποδοτικότητας σε συστήματα IoT που λειτουργούν με μπαταρία. Το βασικό πρόβλημα που εξετάστηκε ήταν ότι η συνεχής και σταθερή συλλογή δεδομένων οδηγεί σε αυξημένη κατανάλωση ενέργειας και σε γρήγορη εξάντληση της μπαταρίας, ειδικά όταν το σύστημα καταγράφει περιβαλλοντικές μεταβλητές που συχνά παραμένουν σταθερές για μεγάλα χρονικά διαστήματα. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος εξετάστηκαν τρεις διαφορετικές στρατηγικές συλλογής δεδομένων: η σειριακή μέθοδος, η adaptive μέθοδος και η μέθοδος που βασίζεται σε fuzzy controller. Η σειριακή μέθοδος χρησιμοποιήθηκε ως baseline, καθώς συλλέγει δεδομένα με σταθερό ρυθμό και παρέχει το μεγαλύτερο πλήθος δειγμάτων. Η adaptive μέθοδος βασίστηκε σε προκαθορισμένα thresholds, ενώ η fuzzy μέθοδος αξιοποίησε χαρακτηριστικά του σήματος, όπως η μεταβολή και η μεταβλητότητα, για να προσαρμόζει δυναμικά το χρονικό διάστημα μεταξύ διαδοχικών μετρήσεων. Η υλοποίηση πραγματοποιήθηκε με χρήση Raspberry Pi 4 Model B και αισθητήρα BME680, ενώ η επεξεργασία και αξιολόγηση των δεδομένων έγινε με Python. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε όχι μόνο στη μείωση του αριθμού των δειγμάτων, αλλά και στη διατήρηση της χρήσιμης πληροφορίας των σημάτων.

7.2 Κύρια ευρήματα

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι προσαρμοστικές τεχνικές μπορούν να μειώσουν σημαντικά τον αριθμό των συλλεγόμενων δειγμάτων. Η adaptive μέθοδος διατήρησε μόνο το 6,81% των σειριακών δειγμάτων, επιτυγχάνοντας μείωση κατά 93,19%. Η fuzzy μέθοδος ήταν ακόμη πιο επιθετική, καθώς διατήρησε μόλις το 0,91% των δειγμάτων, πετυχαίνοντας μείωση κατά 99,09%.

Παρά τη μεγάλη μείωση των δεδομένων, η αξιολόγηση της απώλειας πληροφορίας έδειξε ότι η βασική μορφή και δυναμική των σημάτων διατηρήθηκε σε ικανοποιητικό βαθμό. Η adaptive μέθοδος παρουσίασε σχεδόν μηδενική απώλεια πληροφορίας, με μέσο nRMSE 0,017 και μέσο R^2 0,998. Αντίστοιχα, η fuzzy μέθοδος παρουσίασε μέσο nRMSE 0,048 και μέσο R^2 0,986, τιμές που δείχνουν ότι η βασική πληροφορία των σημάτων διατηρείται, παρά την πολύ μεγάλη μείωση των δειγμάτων. Η ανάλυση της διάρκειας λειτουργίας της μπαταρίας έδειξε επίσης πρακτική βελτίωση. Η σειριακή μέθοδος παρουσίασε καθαρό χρόνο λειτουργίας 10 ώρες, 17 λεπτά και 20 δευτερόλεπτα. Η adaptive μέθοδος αύξησε τον χρόνο λειτουργίας σε 13 ώρες, 16 λεπτά και 55 δευτερόλεπτα, ενώ η fuzzy μέθοδος έφτασε τις 14 ώρες, 6 λεπτά και 47 δευτερόλεπτα. Αυτό αντιστοιχεί σε βελτίωση περίπου 29,0% για την adaptive μέθοδο και 37,2% για τη fuzzy μέθοδο σε σχέση με τη σειριακή καταγραφή.

7.3 Συνεισφορά της εργασίας

Η βασική συνεισφορά της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη και αξιολόγηση μιας ευφυούς στρατηγικής μειωμένης δειγματοληψίας για συστήματα IoT με

περιορισμένους ενεργειακούς πόρους. Η εργασία δεν περιορίστηκε στη μείωση του αριθμού των δειγμάτων, αλλά εξέτασε αν η μείωση αυτή οδηγεί σε ουσιαστική απώλεια πληροφορίας. Μέσω της reconstruction-based αξιολόγησης, η εργασία έδειξε ότι είναι δυνατόν να μειωθεί σημαντικά ο όγκος των δεδομένων χωρίς να χαθεί η βασική δομή των περιβαλλοντικών σημάτων. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό, καθώς σε πολλά IoT συστήματα η απλή μείωση των δειγμάτων δεν είναι αρκετή. Η μείωση πρέπει να συνοδεύεται από διατήρηση της πληροφορίας που είναι απαραίτητη για την παρακολούθηση και αξιολόγηση του περιβάλλοντος. Επιπλέον, η εργασία ανέδειξε ότι η επιλογή της πλατφόρμας υλοποίησης επηρεάζει σημαντικά το ενεργειακό όφελος. Παρότι το Raspberry Pi διευκολύνει την ανάπτυξη και εκτέλεση των αλγορίθμων, έχει σταθερή βασική κατανάλωση ενέργειας. Επομένως, η ίδια στρατηγική θα μπορούσε να προσφέρει ακόμη μεγαλύτερο όφελος σε μικροελεγκτές χαμηλής κατανάλωσης, όπως ESP32, όπου μπορούν να αξιοποιηθούν sleep modes μεταξύ των μετρήσεων.

Ως προς την συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης παρουσιάζεται η εφαρμογή ενός ευφυούς και ερμηνεύσιμου μηχανισμού ελέγχου σε ένα πραγματικό σύστημα IoT. Ο fuzzy controller αξιοποιεί χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς των περιβαλλοντικών δεδομένων που συλλέγονται και εφαρμόζει κανόνες, ώστε να προσαρμόζεται δυναμικά η συχνότητα της δειγματοληψίας. Η εκτέλεση του βελτιστοποιημένου fuzzy controller απευθείας στο Raspberry Pi συνδέεται με την έννοια του Edge Intelligence, καθώς η επεξεργασία των νέων μετρήσεων και η λήψη της απόφασης για το επόμενο διάστημα δειγματοληψίας πραγματοποιούνται τοπικά στον κόμβο IoT και όχι αποκλειστικά σε έναν απομακρυσμένο εξυπηρετητή [22].

7.4 Τελικό συμπέρασμα

Συνολικά, τα αποτελέσματα της εργασίας δείχνουν ότι η προσαρμοστική και η fuzzy-based δειγματοληψία μπορούν να αποτελέσουν αποτελεσματικές στρατηγικές για τη μείωση της κατανάλωσης ενέργειας σε IoT συστήματα. Η adaptive μέθοδος προσφέρει πολύ μεγάλη μείωση δεδομένων με σχεδόν μηδενική απώλεια πληροφορίας, ενώ η fuzzy μέθοδος επιτυγχάνει ακόμη μεγαλύτερη μείωση, με μικρή αλλά αποδεκτή απώλεια. Το σημαντικότερο συμπέρασμα είναι ότι η μείωση της συχνότητας δειγματοληψίας δεν οδηγεί απαραίτητα σε απώλεια της χρήσιμης πληροφορίας. Αντίθετα, όταν η δειγματοληψία προσαρμόζεται στη συμπεριφορά του σήματος, είναι δυνατόν να συλλέγονται λιγότερα αλλά πιο αντιπροσωπευτικά δεδομένα. Με αυτόν τον τρόπο, ένα σύστημα IoT μπορεί να λειτουργεί για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, διατηρώντας παράλληλα την ποιότητα της πληροφορίας που απαιτείται για την παρακολούθηση του περιβάλλοντος.

Επίσης τα dataset με τις περιβαλλοντικές μετρήσεις έχουν δημοσιευτεί στην σελίδα του kaggle [24].

Η εργασία αυτή μπορεί να αποτελέσει βάση για μελλοντικές επεκτάσεις σε πιο αποδοτικές πλατφόρμες χαμηλής κατανάλωσης, καθώς και για την ανάπτυξη πιο σύνθετων ευφύων στρατηγικών δειγματοληψίας σε πραγματικά IoT περιβάλλοντα.

References

- [1] T. Shu, M. Xia, J. Chen, and C. de Silva, “[An Energy Efficient Adaptive Sampling Algorithm in a Sensor Network for Automated Water Quality Monitoring](#),” 2017. doi: 10.3390/s17112551.
- [2] [Raspberry Pi Ltd, Raspberry Pi 4 Model B Product Brief](#), Apr. 2026.
- [3] M. Miskowicz, “[Send-On-Delta Concept: An Event-Based Data Reporting Strategy](#),” Jan. 2006, doi: 10.3390/s6010049
- [4] Kho, J., Rogers, A., & Jennings, N. R. (2007). [Decentralised adaptive sampling of wireless sensor networks](#). In *First International Workshop on Agent Technology for Sensor Networks* (workshop of the 6th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS-07). Honolulu, Hawai'i, United States
- [5] K.-E. Årzén, “[A Simple Event-Based PID Controller](#),” in *Proceedings of the 14th IFAC World Congress*, Beijing, China, 1999.
- [6] B. Gedik, L. Liu, and P. S. Yu, “ASAP: [An Adaptive Sampling Approach to Data Collection in Sensor Networks](#),” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2007
- [7] Lou, P., Shi, L., Zhang, X., Xiao, Z., & Yan, J. (2020). A Data-Driven Adaptive Sampling Method Based on Edge Computing. *Sensors*, 20(8), 2174. <https://doi.org/10.3390/s20082174>
- [8] Zhang, H., Na, J., & Zhang, B. (2023). Autonomous Internet of Things (IoT) Data Reduction Based on Adaptive Threshold. *Sensors*, 23(23), 9427. <https://doi.org/10.3390/s23239427>
- [9] R. Martínez-Sánchez, Joaquín Cuellar-Padilla, Joaquín Olivares, Jose M. Palomares, and Fernando León-García. 2025. Context-aware adaptive Send-on-Delta for traffic saving in sensor networks. *Ad Hoc Netw.* 178, C (Nov 2025). <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2025.103967>
- [10] Rodriguez-Pabon, C., Riva, G., Zerbini, C., Ruiz-Rosero, J., Ramirez-Gonzalez, G., & Corrales, J. C. (2022). An Adaptive Sampling Period Approach for Management of IoT Energy Consumption: Case Study Approach. *Sensors*, 22(4), 1472. <https://doi.org/10.3390/s22041472>
- [11] Bensaid, R., Ben Mnaouer, A., and Boujemaa, H., “Energy Efficient Adaptive Sensing Framework for WSN-Assisted IoT Applications”, vol. 12, IEEE, pp. 93033–93050, 2024. doi:10.1109/ACCESS.2024.3423706.

- [12] Henrichs, E., Jox, D., Schweizer, P., & Krupitzer, C. (2025). Enabling Adaptive Food Monitoring Through Sampling Rate Adaptation for Efficient, Reliable Critical Event Detection. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 14(5), 102. <https://doi.org/10.3390/jsan14050102>
- [13] Konečný, J., Prauzek, M., & Borová, M. (2023). Fuzzy controlled wavelet-based edge computing method for energy-harvesting IoT sensors. *IEEE Internet of Things Journal*, 10(21), 18909–18918. DOI:[10.1109/JIOT.2023.3292915](https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3292915)
- [14] Martínez-Rojas, M., Cano, C., Alcalá-Fdez, J., & Soto-Hidalgo, J. M. (2025). Interpretable Fuzzy Control for Energy Management in Smart Buildings Using JFML-IoT and IEEE Std 1855-2016. *Applied Sciences*, 15(15), 8208. <https://doi.org/10.3390/app15158208>
- [15] Bosch Sensortec GmbH, “BME680 – Datasheet,” Document No. BST-BME680-DS001-09, Revision 1.9, Feb. 2024
- [16] J. Warner et al., “JDWarner/scikit-fuzzy: Scikit-Fuzzy 0.5.0,” Zenodo, 2024, doi: 10.5281/zenodo.13372212
- [17] B. K. Iwana and S. Uchida, “An Empirical Survey of Data Augmentation for Time Series Classification with Neural Networks,” *PLOS ONE*, vol. 16, no. 7, Art. no. e0254841, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0254841
- [18] J. Bergstra and Y. Bengio, “Random Search for Hyper-Parameter Optimization,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 13, pp. 281–305, 2012.
- [19] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The Coefficient of Determination R-Squared Is More Informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in Regression Analysis Evaluation,” *PeerJ Computer Science*, vol. 7, Art. no. e623, 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.623.
- [20] Espressif Systems, “ESP32 Series Datasheet,” Version 5.2, Nov. 2025.
- [21] L. Eggert, G. Fairhurst, and G. Shepherd, “UDP Usage Guidelines,” RFC 8085, BCP 145, Internet Engineering Task Force, Mar. 2017, doi: 10.17487/RFC8085.
- [22] Z. Zhou, X. Chen, E. Li, L. Zeng, K. Luo, and J. Zhang, “Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 107, no. 8, pp. 1738–1762, 2019, doi: 10.1109/JPROC.2019.2918951.
- [23] IEEE Standards Association, *IEEE Standard for Fuzzy Markup Language*, IEEE Std 1855-2016, pp. 1–89, May 2016.
- [24] Konstantinos Ntatis, *Environmental data (Sensor BME680)*, 2026
<https://www.kaggle.com/datasets/konstantinosntatis/enviromental-data-sensor-bme680/data>

Παράρτημα Α

Μέθοδος	Μεταβλητή	nRMSE	R ²
Adaptive	temperature_c	0,012	0,9987
Adaptive	humidity_rh	0,022	0,9992
Adaptive	pressure_hpa	0,006	0,9996
Adaptive	gas_ohms	0,028	0,9952
Fuzzy	temperature_c	0,036	0,9878
Fuzzy	humidity_rh	0,059	0,9947
Fuzzy	pressure_hpa	0,029	0,9911
Fuzzy	gas_ohms	0,069	0,9702

Πίνακας 9 Αποτελέσματα μετρικών για adaptive & Fuzzy για κάθε χαρακτηριστικό