



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΑΤΡΩΝ
UNIVERSITY OF PATRAS

Πολυτεχνική Σχολή
Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διδακτορική Διατριβή

**Αλγόριθμοι, Μηχανισμοί και Πρωτόκολλα για
Σύστημα Αναζήτησης και Διάσωσης βασισμένο
σε φορητές συσκευές**

Παπαχρήστος Νικόλαος
Α.Μ. 1057089

Πάτρα, 2021

Επιβλέπων
Καθ. Μπούρας Χρήστος, Καθηγητής

Τριμελής Επιτροπή
καθ. Ιωάννης Γαροφαλάκης,
καθ. Απόστολος Γιάμας,
καθ. Χρήστος Ι. Μπούρας

Επταμελής Επιτροπή:

καθ. Ιωάννης Γαροφαλάκης,
καθ. Απόστολος Γιάμας,
καθ. Χρήστος Ι. Μπούρας,
καθ. Κυριάκος Βλάχος,
επίκ. καθ. Εύη Παπαϊωάννου,
καθ. Κωνσταντίνος Μπερμπερίδης,
αναπλ. καθ. Νικόλαος Σκλάβος

© Copyright θέματος Μπούρας Χρήστος

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών & Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Πατρών δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Τμήματος.

Πρόλογος

Η παρούσα διδακτορική διατριβή αποτελεί το επιστέγασμα των σπουδών μου στο Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών «Επιστήμη και Τεχνολογία Υπολογιστών» του Τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής (ΤΜΗΥΠ) του Πανεπιστημίου Πατρών. Ο τίτλος της διδακτορικής διατριβής είναι «Αλγόριθμοι, Μηχανισμοί και Πρωτόκολλα για Σύστημα Αναζήτησης και Διάσωσης βασισμένο σε φορητές συσκευές».

Πριν την παρουσίαση των αποτελεσμάτων της εργασίας, αισθάνομαι την ανάγκη να ευχαριστήσω θερμά όσους με βοήθησαν, με συμβούλευσαν και μου συμπαραστάθηκαν όλο αυτό το διάστημα. Ο Καθηγητής μου κ. Χρήστος Μπούρας, Καθηγητής του ΤΜΗΥΠ του Πανεπιστημίου Πατρών, υπήρξε ο σύμβουλος και δάσκαλός μου σε όλη τη διάρκεια ολοκλήρωσης των μεταπτυχιακών και διδακτορικών μου σπουδών. Θέλω να τον ευχαριστήσω θερμά για την καθοδήγηση, την επιμονή του καθώς και την συνδρομή του σε κάθε μου ερευνητική δραστηριότητα.

Στη συνέχεια θέλω να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελούς επιτροπής για την καθοδήγησή τους και την υποστήριξή τους στην ολοκλήρωση της διδακτορικής μου διατριβής. Επίσης, ευχαριστώ τα μέλη της επταμελούς επιτροπής για την ουσιαστική συνδρομή τους στην ολοκλήρωση αυτής της διδακτορικής διατριβής: Επιπλέον, αισθάνομαι την ανάγκη να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τους Δρ. Βασίλειο Κόκκινο και κ. Απόστολο Γιάμα άριστους επιστήμονες με πλούσια πνευματικά προσόντα και σπουδαίο ήθος, οι οποίοι ήταν πάντα πρόθυμοι να βοηθήσουν με πολύτιμες και ουσιαστικές γνώσεις στην ειπώνηση της παρούσας εργασίας καθώς και τον Μεταπτυχιακό φοιτητή Σπύρο Κατσιμπίρη για τη συνεργασία του το διάστημα ειπώνησης της διδακτορικής μου διατριβής.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για τη στήριξη, βοήθεια και συμπαράσταση που μου παρείχαν καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου.

Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια οι εφαρμογές για έξυπνες συσκευές (smart-applications) λαμβάνουν μία ραγδαία αποδοχή από ένα συνεχώς αυξανόμενο αριθμό πληθυσμού. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι έχουμε μεγάλη αύξηση των έξυπνων συσκευών και των έξυπνων τηλεφώνων μέσω των οποίων μπορούμε να τις ελέγξουμε. Η σύγχρονη αυτή τεχνολογία που υποστηρίζεται από ένα μεγάλο σύνολο πλατφορμών θα μπορούσε να προσφέρει ενδιαφέρουσες διευκολύνσεις για διάφορους τομείς όπως τον εντοπισμό και τη διάσωση ατόμων ιδιαίτερα ευπαθών ομάδων ή εκείνων που ανήκουν σε ομάδες πληθυσμού με μεγάλη πιθανότητα να χαθούν. Διάφορες εταιρίες εστιάζουν σε LPWA (Low - Power Wide - Area) τεχνολογίες που έχουν σχεδιαστεί για τις ανάγκες του Internet of Things (IoT) όπως το LoRa/LoraWAN και το NB-IoT.

Το χαρακτηριστικό των δύο παραπάνω τεχνολογιών είναι το χαμηλό κόστος και η μεγάλη εμβέλεια που διαθέτουν σε Line-Of-Site (LoS). Τα παραπάνω πρωτόκολλα στοχεύουν σε αναπτυξιακές εφαρμογές όπου οι τελικές συσκευές έχουν περιορισμένη ενέργεια (για παράδειγμα, μικρής χωρητικότητας μπαταρία) και δεν χρειάζεται να μεταδίδουν περισσότερα από μερικά bytes κάθε φορά, ενώ η κίνηση δεδομένων μπορεί να ξεκινήσει είτε από την τελική συσκευή (όπως όταν η τελική συσκευή είναι αισθητήρας) είτε από μια εξωτερική οντότητα που επιθυμεί να επικοινωνήσει με την τελική συσκευή.

Κύριος στόχος της παρούσας διδακτορικής διατριβής είναι η μελέτη των σημαντικότερων υφιστάμενων αλγορίθμων για τον εντοπισμό της θέσης φορητής συσκευής - wearable. Επιπλέον, στόχος είναι η σύγκριση των υφιστάμενων λύσεων με βάση διάφορες μετρικές και η επιλογή των καλύτερων δυνατών αλγορίθμων για αξιοποίηση σε συσκευές IoT.

Τέλος, στόχος της παρούσας διδακτορικής διατριβής είναι η μελέτη εφικτότητας νέων αλγορίθμων για εξοικονόμηση ισχύος wearables βασισμένων σε low power – long range τεχνολογίες, όπως είναι το LoRa/LoRaWAN (π.χ. για το πότε

και που ενεργοποιείται η συσκευή, κάθε πότε εκπέμπει σήμα ανίχνευσης) ακόμα και η βελτίωση υπαρχόντων αλγορίθμων μέσω της μελέτης φυσικών χαρακτηριστικών, της αρχιτεκτονικής δικτύου και του πρωτοκόλλου MAC. Μια σειρά προσομοιώσεων που αφορούν την απόδοση των παραπάνω αλγορίθμων εντοπισμού θέσης ώστε να αξιολογηθούν για την ανάδειξη αποδοτικών λύσεων, σε κριτήρια όπως π.χ. ενεργειακή απόδοση και κατανάλωση, δρομολόγηση, διάρκεια ζωής μπαταρίας, QoS, κάλυψη και εμβέλεια του δικτύου καθώς και το μοντέλο ανάπτυξης και το κόστος είναι επιτακτική ανάγκη για την επιβεβαίωση της μελέτης που κάνουμε παραπάνω.

Λέξεις κλειδιά: lorawan; lora; internet-of-things; wearable; search-and-rescue;

Abstract

In recent years, applications for smart devices (smart applications) are gaining rapid acceptance from an ever-increasing population. This is due to the fact that we have a large increase in smart devices and smartphones through which we can control them. This modern technology supported by a large set of platforms could offer interesting facilities for various fields such as locating and rescuing people from particularly vulnerable groups or those belonging to population groups with a high probability of being lost. Various companies focus on LPWA (Low-Power Wide-Area) technologies designed for the needs of Internet Things (IoT) such as LoRa / LoRaWAN and NB-IoT.

The above protocols are aimed at development applications where the end devices have limited power (for example, a small capacity battery) and do not need to transmit more than a few bits at a time while data traffic can start either end device (such as when the end device is a sensor) or by an external entity wishing to communicate with the end device.

The main goal of this PhD thesis is to study the most important existing algorithms for locating a mobile device - wearable. In addition, the aim is to compare existing solutions based on various metrics and select the best possible algorithms for use in devices.

The aim of this PhD research is to study the feasibility of algorithms for power savings of wearables based on low power – long range technologies, such as LoRa/ LoRaWAN (eg for when and where the device is activated, whenever algorithms through the study of physical features, the network architecture and the MAC protocol. A series of simulations related to the performance of the above positioning algorithms and energy saving and to be evaluated to highlight efficient solutions, in criteria such as e.g. energy efficiency and consumption, routing, battery life, QoS, network coverage and scope as well as development model and cost and so on, is an urgent need to confirm the study we are doing above.

Keywords: lorawan; lora; internet-of-things; wearable; search-and-rescue;

Περιεχόμενα

1	15
Εισαγωγή	15
1.1 Σημασία του προβλήματος.....	15
1.2 Αναζήτηση και Διάσωση: Μια IoT προσέγγιση	16
1.2.1 Ορισμός	17
1.2.2 Προσεγγίσεις	17
1.2.3 Απαιτήσεις συστήματος	21
1.2.4 Οργάνωση των κεφαλαίων της διατριβής.....	23
2	24
Ανασκόπηση στις Ασύρματες Τεχνολογίες	24
2.1 Τεχνολογίες LPWAN	24
2.1.1 Narrowband IoT (NB – IoT) & LPWAN	24
2.1.2 SigFox	26
2.1.3 LoRa & LoRAWAN.....	27
2.1.4 Πρωτόκολλα που έχουν προτυποποιηθεί από την IEEE	27
2.2 Τεχνολογίες LoRa & LoRaWAN.....	30
2.2.1 Αρχιτεκτονική.....	31
2.2.2 Βασικές Ιδιότητες του LoRa	31
2.2.3 LoRaWan – Long Range Wide Area Network.....	32
2.2.4 Τεχνικά χαρακτηριστικά.....	34
2.2.4.1 Συχνότητα	34
2.2.4.2 Κύκλος λειτουργίας και υποφάσματα	34
2.2.4.3 Εύρος Ζώνης.....	35
2.2.5 Στρώματα αναφοράς OSI.....	36
2.2.6 Physical Layer – LoRa	36
2.2.7 Τοπολογία Δικτύου	37
2.2.8 Σενάρια Χρήσης LoRaWan	40
3	45
Μελέτη LoRa & LoRaWAN	45
3.1 LoRa και LoRaWAN.....	45
3.2 MAC Layer - LoRaWAN	47

3.2.1 LoRaWAN – Classes	47
3.2.2 Physical Message Formats.....	48
3.2.3 MAC Message Formats	49
3.2.4 MAC Commands	50
3.2.5 Class B: Synchronized Reception Window	52
3.2.6 Class C: Continuous Listening Nodes	54
3.2.7 Προσαρμοστικός Ρυθμός Δεδομένων.....	54
3.2.8 Gps-Free Positioning.....	55
3.3 Ενέργεια.....	56
3.4 Ασφάλεια	57
3.4.1 Over-the-Air Activation (OTAA)	57
3.4.2 Activation by Personalization (ABP).....	58
3.5 Παράδειγμα χρήσης LoRa.....	59
3.5.1 Φυσική Σημασία	60
4	61
<i>Αλγόριθμοι και Πειράματα</i>	<i>61</i>
4.1 Σύνοψη.....	61
4.2 Αλγόριθμοι εντοπισμού θέσης.....	62
4.2.1 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Triangulation	63
4.2.2 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Trilateration	64
4.2.3 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Multilateration μέσω υπολογισμού διαφοράς ώρας κατά την παραλαβή πακέτων	68
4.3 Προσέγγιση γεωγραφικής τοποθεσίας σε πραγματικό χρόνο μέσω LoRa σε IoT συσκευές.....	70
4.3.1 Πρωτόκολλα μεγάλης εμβέλειας.....	71
4.3.2 Εξωτερικό σύστημα εντοπισμού θέσης σε πραγματικό χρόνο με χρήση LoRaWan	72
4.3.3 LoRaWAN Nodes / End Points	74
4.3.4 Gateway	75
4.3.5 Network Server.....	75
4.3.6 Application Server.....	75
4.4 Ανάλυση παραγόντων διάδοσης για δίκτυα LoRa: Μια εποπτευόμενη προσέγγιση μάθησης	76
4.4.1 Σχετικές εργασίες.....	76
4.4.2 Αρχιτεκτονική	78
4.5 Μηχανισμός επιλογής Spreading Factor για μετάδοση μέσω δικτύων LoRa	79
4.5.1 LoRaWan & Machine Learning.....	81

4.5.2 Μηχανική Μάθηση.....	82
4.5.3 K-NN.....	83
4.5.4 Naive Bayes.....	85
4.5.5 Support Vector Machines.....	85
4.5.6 Δένδρα Απόφασης.....	87
4.5.7 Logistics Regressor.....	88
4.5.8 Ενσωμάτωση μηχανισμού ML στο δίκτυο LoRa	88
4.5.9 Επεξήγηση μηχανισμών επιλογής SF	89
4.6 Μελέτη Μεταβολών Spreading Factor	92
4.7 Σενάριο εντοπισμού θέσης	101
4.7.1 Περιγραφή Σεναρίου	103
4.7.2 Εξοπλισμός Hardware	104
4.7.3 Pycom Firey	106
4.7.4 The Things Network (TTN).....	106
4.7.5 Τερματική συσκευή συνδεδεμένη σε LoRaWan Nano-Gateway	108
4.7.6 Τερματική συσκευή συνδεδεμένη με WiFi Access Point.....	111
4.8 Μελέτη Trilateration	113
4.8.1 Ανάλυση Απόδοσης	115
4.8.2 Ακρίβεια Θέσης.....	115
4.8.3 Σφάλμα Θέσης	117
4.8.4 Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης	119
4.9 Ανάπτυξη εφαρμογής για κινητές συσκευές	120
4.9.1 Real Time Tracking.....	121
4.9.2 Alert Notification	123
4.9.3 MQTT	124
4.9.4 Αποθήκευση και οπτικοποίηση δεδομένων.....	127
4.9.5 Σύγκριση απόδοσης δεδομένων.....	129
4.10 Πειράματα μελέτης Μηχανικής Μάθησης.....	129
4.10.1 Ανάλυση Απόδοσης.....	131
4.10.2 Πειράματα	132
4.11 Μηχανισμός επιλογής Spreading Factor για μετάδοση μέσω δικτύων LoRa 136	
4.11.1 Διατύπωση Προβλήματος	136
4.11.2 Δημιουργία και προετοιμασία δεδομένων	137
4.11.3 Επιλογή χαρακτηριστικών.....	139
4.11.4 Training	139
4.11.5 Αξιολόγηση αλγορίθμων ταξινόμησης.....	140
4.12 Σενάριο μελέτης Urban & Suburban περιβάλλοντος	143
4.12.1 Περιγραφή Testbed.....	143

4.12.2 Αποτελέσματα προσομοίωσης.....	144
4.12.3 Μελέτη Suburban περιβάλλοντος.....	148
4.12.4 Αποτελέσματα Suburban	149
5	154
<i>Συμπεράσματα.....</i>	<i>154</i>
6	157
<i>Μελλοντική Έρευνα</i>	<i>157</i>
<i>Δημοσιεύσεις στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής</i>	<i>159</i>
Κεφάλαια	159
Περιοδικά	159
Συνέδρια	162
<i>Δημοσιεύσεις εκτός διδακτορικής διατριβής.....</i>	<i>167</i>
Κεφάλαια	167
Περιοδικά	167
Συνέδρια	169
<i>Βιβλιογραφία- Αναφορές.....</i>	<i>179</i>

Λίστα Εικόνων

Εικόνα 1: Διαδίκτυο των πραγμάτων	16
Εικόνα 2: Search and Rescue προσέγγιση	23
Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Συστήματος LoRa	32
Εικόνα 4: Περιεχόμενα ενός συστήματος LoRa	33
Εικόνα 5: ISM Bands σε διαφορετικά regions	34
Εικόνα 6: Encryption σε LoRaWAN	36
Εικόνα 7: LoRaWAN MAC Layer and Classes	47
Εικόνα 8: LoRaWAN Uplink Frame Format	48
Εικόνα 9: DL Receive window	49
Εικόνα 10: Class B reception window and beacon timing	53
Εικόνα 11: Class C reception window and beacon timing	54
Εικόνα 12: LinkADRRReq	55
Εικόνα 13: Free-Geolocation architecture	56
Εικόνα 14: Τύποι activations	58
Εικόνα 15: Εντοπισμός θέσης με χρήση Triangulation	63
Εικόνα 16: Εντοπισμός θέσης με χρήση Triangulation	64
Εικόνα 17: Εντοπισμός θέσης με χρήση Trilateration	65
Εικόνα 18: Αρχιτεκτονική Συστήματος	66
Εικόνα 19: Αρχιτεκτονική Συστήματος	73
Εικόνα 20: Επιλογή SF μέσω της μηχανικής μάθησης	83
Εικόνα 21: Παράδειγμα k-nn	84
Εικόνα 22: Παράδειγμα SVM	86
Εικόνα 23: SF generation using 125kHz BW	95
Εικόνα 24: SF generation using 250kHz BW	96
Εικόνα 25: SF generation using 500kHz BW	96
Εικόνα 26: BER vs SNR for different SF values	97
Εικόνα 27: Αθροιστική κατανομή RSSI για SF7 σε απόσταση 150m	99
Εικόνα 28: Αθροιστική κατανομή RSSI για SF12 σε 150m	100
Εικόνα 29: Μεταβολή της ακρίβειας εντοπισμού	101
Εικόνα 30: Εξοπλισμός πειραμάτων	104
Εικόνα 31: Αρχιτεκτονική Συστήματος	105
Εικόνα 32: Σενάριο επικοινωνίας τερματικής συσκευής με TTN μέσω LoRaWAN GW	107
Εικόνα 33: Εγκατάσταση του LoRa Nano-Gateway	109
Εικόνα 34: Θέση τερματικής συσκευής με συντεταγμένες	111

Εικόνα 35: Παράδειγμα θέσης IoT συσκευής	112
Εικόνα 36: Σενάριο επικοινωνίας τερατικής συσκευής με Udibots μέσω WiFi.....	113
Εικόνα 37: θέση σταθμών βάσης και SAR συσκευής	114
Εικόνα 38: Εντοπισμός θέσης με χρήση της μεθόδου TDoA.....	116
Εικόνα 39: Στατιστικό σφάλμα απόστασης αλγορίθμων.....	117
Εικόνα 40: Ποσοστιαίο σφάλμα εντοπισμού θέσης.....	118
Εικόνα 41: Απεικόνιση θέσης σε πραγματικό χρόνο.....	122
Εικόνα 42: MQTT Σύνδεση	124
Εικόνα 43: MQTT in the TCP/IP stack.....	125
Εικόνα 44: MQTT αρχιτεκτονική	125
Εικόνα 45: Ειδοποίηση συμβάντος	127
Εικόνα 46: Μερική άποψη του πίνακα ελέγχου Grafana που δείχνει τη θέση του χρήστη σε μετρήσεις γεωγραφικού πλάτους και γεωγραφικού μήκους.....	128
Εικόνα 47: Combined outdoor and estimated position RSSI.....	129
Εικόνα 48: Ο βέλτιστος αριθμός γειτόνων.....	133
Εικόνα 49: Αποτελέσματα ακρίβειας σε 10-foldcross-validation.....	133
Εικόνα 50: Οι πίνακες σύγκρισης των ταξινομητών ταξινομούν την πρώτη σειρά του αστικού σεναρίου, τη δεύτερη σειρά το προαστιακό σενάριο, από τα δεξιά προς τα αριστερά k-NN, Naive Bayes, SVM.....	134
Εικόνα 51: Bar chart του αριθμού των SF instances εντός του dataset.....	138
Εικόνα 52: Οπτικοποίηση του dataset	138
Εικόνα 53: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης	141
Εικόνα 54: Confusion Matrixes ταξινόμησης.....	142
Εικόνα 55: Σύγκριση ταξινόμησης ως προς την ενέργεια ανά πακέτο.....	143
Εικόνα 56: Η κατανάλωση ενέργειας των μηχανισμών που εξετάστηκαν, καθώς ο αριθμός των κόμβων αυξάνεται	145
Εικόνα 57: Ο αριθμός των πακέτων που δεν έλαβε η GW, λόγω σήματος ήταν ασθενέστερος από την ευαισθησία της GW	147
Εικόνα 58: Οπτικοποίηση του συνόλου δεδομένων στην περίπτωση του προαστιακού χώρου	149
Εικόνα 59: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης στην περίπτωση του αστικού σεναρίου.....	151
Εικόνα 60: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης στην περίπτωση του προαστιακού σεναρίου	151
Εικόνα 61: Πίνακες σύγκρισης του ταξινομητή.....	152

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Σύγκριση SigFox, NB-IoT, LoRaWAN, WiFi και Bluetooth.....	29
Πίνακας 2: Τιμές LoRa SF.....	37
Πίνακας 3: Τιμές LoRa SF.....	48
Πίνακας 4: LoRaWAN MAC Message Types.....	49
Πίνακας 5: LoRaWAN MAC εντολές.	50
Πίνακας 6: LoRaWAN Class B MAC Commands.....	53
Πίνακας 7: Μεταβολές τιμών SF	75
Πίνακας 8: Μετρικές LoRaWan	92
Πίνακας 9: Μετρικές που αφορούν IoT συσκευές.....	93
Πίνακας 10: Μετρικές που αφορούν IoT συσκευές	94
Πίνακας 11: Μεταβολές τιμών SF.....	98
Πίνακας 12: Σύγκριση αλγορίθμων εντοπισμού θέσης	114
Πίνακας 13: Αποτελέσματα μετρήσεων.....	115
Πίνακας 14: Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης ως προς το κόστος	119
Πίνακας 15: Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης ως προς το κόστος και τις προκλήσεις.....	119
Πίνακας 16: Ρυθμίσεις MQTT.....	126
Πίνακας 17: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης.....	131
Πίνακας 18: Αποτελέσματα μετρήσεων.....	135
Πίνακας 19: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης.....	141
Πίνακας 20: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης.....	143
Πίνακας 21: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης.....	148
Πίνακας 22: Αποτελέσματα μετρήσεων αλγορίθμων	150

Συνομογραφίες

3GPP	3 rd Generation Partnership Project
ABP	Activation By Personalization
ACK	Acknowledgement
ADR	Adaptive Data Rate
AES	Advanced Encryption Standard
AppSKey	Application Session Key
AS	Application Server
BLE	Bluetooth Low Energy
BLER	Block Error Ratio
CSS	Chirp Spread Spectrum
DevAddr	Device Address
DL	Downlink
ED	End Device
GW	Gateway
IoT	Internet of Things
LoRa	Long Range
LPWAN	Low-Power Wide Area Network
LTE	Long Term Evolution
NB-IoT	Narrow Band Internet of Things
NS	Network Server
NwkSKey	Network Session Key
QoS	Quality of Service
OTAA	Over-The-Air Activation
RSS	Received Signal Strength
PHY	Physical Layer
ToA	Time on Air
UL	Uplink
WiFi	Wireless Fidelity

Αφιερώνεται στην οικογένεια μου...

1

Εισαγωγή

1.1 Σημασία του προβλήματος

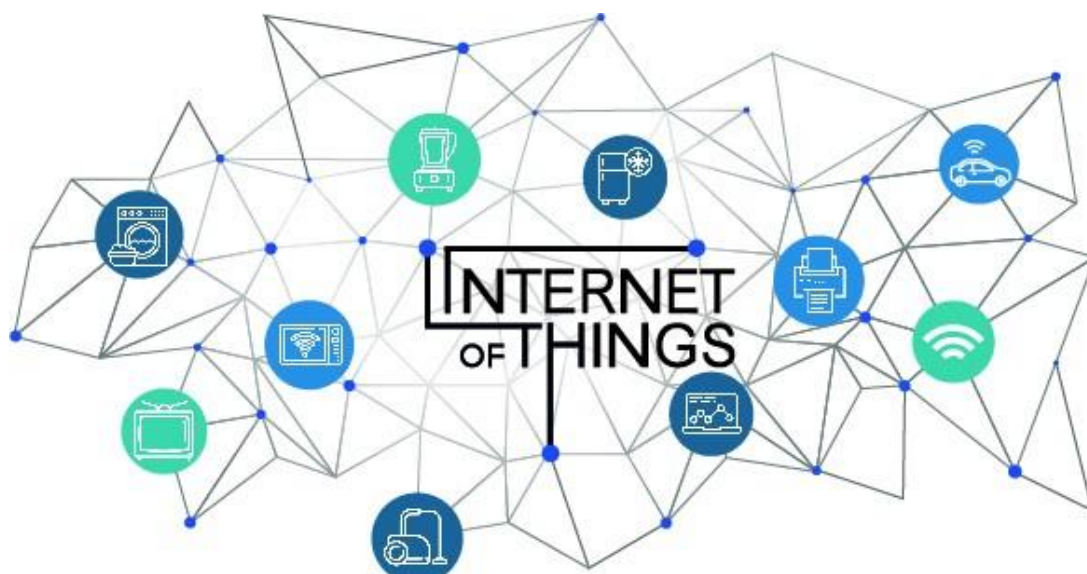
Τα τελευταία χρόνια η τεχνολογία και οι έξυπνες συσκευές αποτελούσαν πάντα έναν πολύ σημαντικό παράγοντα στη λειτουργία των επιχειρήσεων ενώ η εξέλιξη της τεχνολογίας οδηγεί όλο και περισσότερο σε θεμελιώδεις αλλαγές στον επιχειρηματικό κόσμο. Μία από τις σημαντικότερες αναδυόμενες τεχνολογίες σήμερα είναι το «Διαδίκτυο των Πραγμάτων» ή διαφορετικά το “Internet Of Things” όπως είναι ευρέως διαδεδομένο σήμερα.

Το Internet of Things αναμένεται να επηρεάσει εντονότατα τον τρόπο λειτουργίας των επιχειρήσεων και να συμβάλει ποικιλοτρόπως στη συνεχή προσπάθεια για απόκτηση και διατήρηση ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος. Αν και η τεχνολογία αυτή βρίσκεται ακόμα υπό σχεδιασμό, τα εκτιμώμενα πλεονεκτήματα που προσφέρει έχουν τραβήξει την προσοχή των επιχειρηματιών. Μερικές από τις θετικές επιδράσεις του είναι η μείωση του κόστους ανάπτυξης ενός δικτύου LoRa, η βελτίωση της ποιότητας δικτύου καθώς και η μετάδοση των δεδομένων, η αποδοτικότερη διαχείριση των πόρων καθώς και η γενικότερη βελτίωση των επικοινωνιών.

Βρισκόμαστε σε ένα σημείο καμπής στην κοινωνία μας όπου ο κόσμος γύρω μας είναι βαθιά συνδεδεμένος με έξυπνα αντικείμενα που συνδέονται ασύρματα μεταξύ τους και τελικά μέσω του Διαδικτύου. Το δίκτυο τέτοιων φυσικών αντικειμένων ή πραγμάτων που είναι ενσωματωμένα με ηλεκτρονικά, λογισμικό, αισθητήρες και σύνδεση στο Διαδίκτυο επιτρέπει τη συλλογή και ανταλλαγή δεδομένων αποτελώντας τη βάση για τη φιλοσοφία του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT).

Τα συστήματα IoT και η εφαρμογή τους έχουν αποκτήσει πρωτοφανή δημοτικότητα και ενώ η ανάπτυξη τέτοιων συσκευών πολλαπλασιάζεται σημαντικά χρόνο με το χρόνο. Σύμφωνα με τις προβλέψεις υπολογίζεται αύξηση των συστημάτων IoT όσον αφορά τα οικονομικά οφέλη από την ενσωμάτωση του IoT σε διάφορες εφαρμογές από τα τρέχοντα 3,9 τρισεκατομμύρια δολάρια σε 11,1 τρισεκατομμύρια δολάρια ετησίως έως το 2025.

Ένα μέρος αυτής της ανάπτυξης επικεντρώνεται στη σύνδεση καθημερινών αντικειμένων που χρησιμοποιούνται από τον άνθρωπο στο Διαδίκτυο. Οι συσκευές ΙοΤ προσφέρουν διάφορες δυνατότητες ενώ κάνουν δυνατές τις ανθρώπινες αλληλεπιδράσεις με τις μηχανές. Μερικά παραδείγματα τέτοιων εφαρμογές είναι στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης με την επίβλεψη-παρακολούθηση των ζωτικών σημείων ενός ατόμου μέσω φορητών συσκευών, αυτοματοποίηση σπιτιού, ασφάλεια στο σπίτι, εξατομικευμένη φροντίδα και προϊόντα ακόμα και έξυπνα οχήματα κλπ [1].



Εικόνα 1: Διαδίκτυο των πραγμάτων

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή θα χρησιμοποιηθεί η τεχνολογία LoRa, που έχει αναπτυχθεί από την Semtech. Πρόκειται για ένα νέο ασύρματο πρωτόκολλο επικοινωνίας, σχεδιασμένο για επικοινωνίες μεγάλης εμβέλειας σε συνδυασμό με χαμηλή κατανάλωση ενέργειας που επιτρέπει σε συσκευές ΙοΤ να επικοινωνήσουν μεγάλο αριθμό δεδομένων σε αποστάσεις που φτάνουν μέχρι και 15 χιλιόμετρα σε εφαρμογές απευθείας οπτικής ή διαφορετικά Line-Of-Sight (LoS). Στόχος είναι η μελέτη και ενσωμάτωση της παραπάνω τεχνολογίας σε σενάρια διάσωσης (Search and Rescue συστήματα ή ακόμα καλύτερα Search And Rescue).

1.2 Αναζήτηση και Διάσωση: Μια ΙοΤ προσέγγιση

Η ανάπτυξη εφαρμογών τόσο σε επίπεδο λογισμικού (software) όσο και στο επίπεδο του υλικού (hardware), οι ασύρματες τεχνολογίες και τα πρωτόκολλα δικτύου οδήγησαν στην εφαρμογή του ΙοΤ σε πολλούς τομείς εισάγοντας έτσι αυτοματοποίηση στη συλλογή δεδομένων και παρακολούθηση μετρητών. Αυτοί οι τομείς μπορεί να είναι διαχείριση βιομηχανικών εφαρμογών (Industry 4.0), έξυπνη πόλη, αυτοματοποίηση σπιτιού, συστήματα αναζήτησης και διάσωσης, κλπ. Σε αυτήν

την εργασία έχει δοθεί έμφαση στην αναζήτηση και διάσωση ατόμων που χρήζουν βοήθειας μέσω της εφαρμογής IoT και της τεχνολογίας LoRa, ειδικά λαμβάνοντας υπόψη ότι οι λειτουργίες SAR μπορούν να επωφεληθούν σε μεγάλο βαθμό από το IoT.

1.2.1 Ορισμός

Με τον όρο Αναζήτηση και Διάσωση (SAR), με έναν πολύ ευρύ και γενικό όρο εννοούμε τη διαδικασία με την οποία γίνεται αναζήτηση και παρέχεται βοήθεια σε άτομα που κινδυνεύουν. Στον επίσημο ιστότοπο της Ευρωπαϊκής Ένωσης, μπορούμε να βρούμε τον ακόλουθο ορισμό: «Η απόδοση της παρακολούθησης κινδύνου, της επικοινωνίας, του συντονισμού και λειτουργίες έρευνας και διάσωσης, συμπεριλαμβανομένης της παροχής ιατρικών συμβουλών, αρχικής ιατρικής βοήθειας, με τη χρήση δημόσιων και ιδιωτικών πόρων, συμπεριλαμβανομένων των συνεργαζόμενων αεροσκαφών, σκάφη και άλλες βιοτεχνίες και εγκαταστάσεις. Αυτή η έννοια περιλαμβάνει ένα σύνολο ειδικοτήτων και εξαρτάται κυρίως για τον τύπο και τον τόπο διάσωσης, καθώς κάθε περίπτωση απαιτεί διαφορετικό εξοπλισμό. Για παράδειγμα, για διάσωση που συμβαίνει στα βουνά, συνήθως χρησιμοποιούνται σκιλιά διάσωσης, ενώ για διάσωση στη θάλασσα, ελικόπτερα και χρησιμοποιούνται διάφορα μέσα αέρος και εδάφους. Επίσης, φυσικά, χρησιμοποιούνται διαφορετικά μέσα όταν πρόκειται για πρόσωπο: ποιος είναι χαμένος και διαφορετικός όταν είναι μια ολόκληρη ομάδα, ή για παράδειγμα ένα πλοίο ή ένα αεροπλάνο που έπεσε στη θάλασσα. Κάθε κράτος έχει ομάδες έρευνας και διάσωσης και ιστορικά υπήρξαν περιπτώσεις όπου υπήρξαν ατυχήματα σε διεθνή ύδατα ενώ τέτοιες ομάδες έχουν κινητοποιηθεί σε συντονισμό από διαφορετικούς χώρες [2].

1.2.2 Προσεγγίσεις

Με τον ορισμό του SAR που παρέχεται παραπάνω, γίνεται εύκολα κατανοητό ότι η ταχύτητα της αναζήτησης είναι υψίστης σημασίας. Ελικόπτερα, αεροπλάνα, ραντάρ κ.λπ. μπορεί να χρησιμοποιούνται σε αυτή τη διαδικασία, αλλά με την ταχεία ανάπτυξη του IoT, το IoT μπορεί να ενσωματωθεί στο κέντρο ερευνών για το σκοπό αυτό. Επιπλέον το IoT σαν τεχνολογία έχει συμβάλει κυρίως στις λειτουργίες SAR χρησιμοποιώντας μη επανδρωμένα αυτόνομα οχήματα ή διαφορετικά Unmanned Aerial Vehicle (UAV), τα οποία είναι πολύ ισχυρά επειδή προσφέρουν τη δυνατότητα λήψης και ανάλυσης δεδομένων μέσω του αέρα.

Προς εξοικονόμηση ενέργειας για αυτά τα οχήματα, αλλά και για να βρεθεί το άτομο πιο γρήγορα, είναι απαραίτητο να υπάρχει η κατάλληλη υποδομή δικτύου. Πρώτον, τα UAV πρέπει να επικοινωνούν μεταξύ τους για να πετούν σε σμήνη σύμφωνα με τη διαδρομή και ειδικά σχεδιασμένων σχεδίων πτήσης. Η διασύνδεση

τους είναι μια σύγχρονη πρόκληση, όπως σε ένα αστικό περιβάλλον όπου η κάλυψη του δικτύου είναι καλή μπορεί εύκολα να ελεγχθεί από απόσταση, αλλά και εκτός αστικού περιβάλλοντος.

Το πρωτόκολλο LoRa μπορεί συνήθως να χρησιμοποιηθεί για επικοινωνία μεταξύ των συσκευών, η οποία είναι σημαντική στη λειτουργία αναζήτησης, όπως και οι σχετικές παράμετροι όπως το ύψος στο οποίο θα πετάξουν, η απόσταση που πρέπει να κρατούν τα drones μεταξύ τους, η ταχύτητα καθώς και η κατεύθυνση της πτήσης.

Μια άλλη προσέγγιση που ήδη επιχειρείται είναι η χρήση φορητών συσκευών (wearables). Ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να εντοπίσει το χρήστη μέσω φορητών συσκευών, οι οποίες μπορεί να είναι είτε ρολόι είτε αισθητήρας που είναι ενσωματωμένος στα ρούχα (π.χ. στα παπούτσια).

Η ιδέα είναι ότι οι χρήστες, που μπορεί να είναι άτομα μεγαλύτερης ηλικίας με κάποια μορφή άνοιας, μικρά παιδιά ή άτομα με διαταραχές του φάσματος του αυτισμού, δηλαδή ομάδες που χάνονται πολύ εύκολα και ανίκανοι να επιστρέψουν, είναι εφοδιασμένοι με φορητές συσκευές και τα άτομα που εποπτεύουν αυτούς τους ανθρώπους έχουν τη δυνατότητα εντοπισμού τους όταν διασχίζουν ένα όριο, το οποίο μπορεί να είναι ο τόπος διαμονής τους ή μια ευρύτερη περιοχή, όπως η γειτονιά τους. Εκτός από τις παραπάνω λειτουργίες, ορισμένα συστήματα χρησιμοποιούν βιολογικούς αισθητήρες δεδομένων και σε συνδυασμό με τα παραπάνω, το άτομο μπορεί να βρεθεί όταν τα βιομετρικά δεδομένα υπερβαίνουν ένα ορισμένο όριο π.χ., αυξημένοι καρδιακοί παλμοί, θερμοκρασία σώματος καθώς και αύξηση της πίεσης τους [3][4].

Τέτοια συστήματα με βιομετρικούς αισθητήρες προτείνονται σε αρκετές δημοσιεύσεις. Πιο συγκεκριμένα, ένα τέτοιο σύστημα συλλογής βιομετρικών δεδομένων ασχολείται με την α) απόκτηση δεδομένων μέσω αισθητήρα, β) μετάδοσή τους μέσω πρωτοκόλλου, γ) ανάλυση αυτών των δεδομένων και υποστηρίζονται πάντα με πρωτόκολλα κρυπτογράφησης για ασφάλεια [5][6]. Συνήθως, αυτά τα συστήματα πρέπει να λαμβάνουν υπόψη τα ακόλουθα:

- Τα δεδομένα πρέπει να κρυπτογραφηθούν κατά τη μετάδοση.
- Είναι σημαντικό να διατηρείται χαμηλό το οικονομικό και ενεργειακό κόστος.
- Τα βιομετρικά δεδομένα πρέπει να είναι ακριβή ως προς τις τιμές που συλλέγουν και μεταδίδουν.

Ένα φορητό σύστημα παρακολούθησης που βασίζεται σε συσκευές μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων.

Ενδεικτικά, σε αυτές τις περιπτώσεις ανήκουν:

- Τα άτομα που πάσχουν από κάποια μορφή άνοιας και έχουν στατιστικά 60% πιθανότητα να χαθούν σε εξωτερικούς χώρους τουλάχιστον μία φορά.

- Άτομα με διαταραχές φάσματος αυτισμού που στο 49%, έχει αναφερθεί ότι έχουν εξαφανιστεί ή κινδυνεύσει μία φορά σε ηλικία 4 ετών λόγω τάσης φυγής.
- Βρέφη και παιδιά σε μεγάλα μέρη διασκέδασης με κίνδυνο να πέσουν θύματα κακόβουλων ενεργειών.
- Αθλητές (π.χ. σκι) ή αγνοούμενοι εκτός τοπικών ή ευρυζωνικών δικτύων, όπως π.χ. σε περίπτωση ναυτικών ατυχημάτων. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι αγνοούμενοι έχοντας την ενδυτή – φορητή συσκευή μπορούν να εντοπιστούν από κινητούς σταθμούς, π.χ. drones, τα οποία θα εκτελέσου αλγορίθμους εντοπισμού θέσης.

Η νόσος Αλτσχάιμερ (AD) και άλλες αιτίες άνοιας αποτελούν σημαντικές ανησυχίες για τη δημόσια υγεία που θα μπορούσαν να βελτιωθούν με την ύπαρξη ενός SAR συστήματος. Εκεί σύμφωνα με πληροφορίες είναι περίπου 5,4 εκατομμύρια άνθρωποι στις Ηνωμένες Πολιτείες που έχουν άνοια, με το 70-80% όλων αυτών των ατόμων με άνοια στις Ηνωμένες Πολιτείες να φροντίζονται στο σπίτι από ένα μέλος της οικογένειας ενώ εκατομμύρια νοσηλευτές παρέχουν περίπου 18,2 δισεκατομμύρια ώρες θεραπείας ετησίως. Προβλέπεται ότι το 60% των ασθενών με άνοια θα περιπλανηθούν [7]. Η περιπλάνηση είναι μια γενική έννοια που μπορεί να περιγραφεί ως «ένα σύνδρομο δραστηριότητας κίνησης που σχετίζεται με άνοια εκφραζόμενη σε συνήθειες τυχαίας ή/και βηματοδότησης, μερικά από τα οποία είναι συνώνυμα με την απόδραση και την απώλεια εκτός αν συνοδεύονται από κάποιο οικείο τους πρόσωπο. Η περιπλάνηση μπορεί να συμβεί ως αποτέλεσμα της αδυναμίας ενός ατόμου με άνοια, όπως το Αλτσχάιμερ να θυμηθεί το όνομα ή τη διεύθυνσή του σπιτιού του με αποτέλεσμα να αποπροσανατολίζεται ακόμη και σε οικείο περιβάλλον.

Η περιπλάνηση και η απώλεια μπορεί να συμβούν κατά τη διάρκεια των ήπιων, μέτριων ή σοβαρών σταδίων της AD και μπορεί να είναι επικίνδυνη (όπως πτώσεις τραυματισμοί ακόμα και θάνατο) καθώς και άγχος για οικογένειες και άτομα που τους φροντίζουν. Έχοντας άνοια για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, η σοβαρότητα της άνοιας (αν και η περιπλάνηση μπορεί εμφανίζονται σε οποιοδήποτε στάδιο), ο επιπολασμός μιας διαταραχής ύπνου, επιδείνωση της καθημερινής λειτουργίας και διαταραχές της συμπεριφοράς όπως το άγχος και η κατάθλιψη σχετίζονται όλα με την περιπλάνηση.

Τούτου λεχθέντος, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι είναι υψίστης σημασίας να παρακολουθούμε τους ανθρώπους που υποφέρουν από τέτοιες ασθένειες, προκειμένου να τους βρούμε όταν χαθούν, καθώς μπορεί να είναι επικίνδυνες για αυτούς και πολύ αγχωτικές για τους ίδιους τους φροντιστές τους. Αυτό θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί με ένα σύστημα SAR και αντίστοιχα με την χρήση της τεχνολογίας LoRa εκμεταλλευόμενοι τα οφέλη της επεκτάσιμης απόστασης, καθώς και με τη δημιουργία εφαρμογών που θα επιτρέπουν τη παρακολούθηση αυτών των ατόμων. Επιπλέον, η διαταραχή του φάσματος του αυτισμού (ASD) επηρεάζει περίπου ένα

από τα 59 παιδιά στις Ηνωμένες Πολιτείες, μια νευροαναπτυξιακή κατάσταση που χαρακτηρίζεται από χρόνιες ελλείψεις στην κοινωνική γνώση και την κοινωνική επαφή, καθώς και περιορισμένα και επαναλαμβανόμενα πρότυπα συμπεριφοράς. Μερικοί άνθρωποι με ASD παρουσιάζουν δυσπροσαρμογή σε συμπεριφορές, όπως περιπλάνηση/απόδραση, η οποία περιγράφεται ότι αφήνει ένα ελεγχόμενο, ασφαλές περιβάλλον χωρίς τη συγκατάθεση ή την άδεια ενός φροντιστή. Υπολογίζεται ότι σχεδόν τα μισά παιδιά με ASD ηλικίας 4 ετών και άνω έχουν επιχειρήσει να απομακρυνθούν τουλάχιστον μία φορά. Από τον παραπάνω αριθμό παιδιών περίπου το ένα τέταρτο χάθηκε για ένα χρονικό διάστημα που ανησύχησε τα οικεία πρόσωπα τους. Παιδιά με ΔΑΦ διατρέχουν μεγαλύτερο κίνδυνο σοβαρού τραυματισμού ή θανάτου ως αποτέλεσμα αυτής της ενέργειας. Πιο συγκεκριμένα, ο πνιγμός έχει βρεθεί σαν μία από τις κύριες αιτίες θανάτου μεταξύ των ατόμων με ASD και η περιπλάνηση αναφέρθηκε ως η πιο επικρατούσα δραστηριότητα που είχε ως αποτέλεσμα θανάτους από πνιγμό. Σε μια έρευνα σε 1218 παιδιά με ASD ηλικίας 4 έως 17 ετών, το 24 % είχε ιστορικό φυγής και κινδύνευε να πνιγεί.

Επιπλέον, το 3,5% των γονέων ανέφεραν ότι χρησιμοποιούσαν σύστημα ηλεκτρονικής παρακολούθησης για τα παιδιά τους. Τα συστήματα παρακολούθησης είναι φορητά συστήματα που χρησιμοποιούν μια ποικιλία τεχνολογίας, όπως τεχνολογία GPS, ασύρματα δίκτυα, Bluetooth, ή επικοινωνίες ραδιοσυχνότητας, για τον εντοπισμό της θέσης ενός παιδιού σε πραγματικό χρόνο.

Το σύστημα μπορεί επίσης να ρυθμιστεί ώστε να ορίζει ασφαλείς ζώνες, δίνοντας στους γονείς τη δυνατότητα να ειδοποιηθούν εάν το παιδί εισέρχεται σε ένα δυνητικά επικίνδυνο περιβάλλον, όπως μια πισίνα. Αν και αυτά τα χαρακτηριστικά δεν μπορεί φυσικά να αποτρέψει τη διαφυγή, είναι πιθανό ότι τα συστήματα παρακολούθησης μπορούν να αυξήσουν την ασφάλεια των γονέων δίνοντάς τους ψυχική ηρεμία και κατανόηση ότι μπορεί να είναι σε θέση να αντιδράσουν σε επεισόδια εξόδου πιο εύκολα εντοπίζοντας τα παιδιά τους [8][9]. Οι Andersen et al. στην ερευνητική εργασία [10] σε μια έκθεση τους 2019 πραγματοποίησαν μια έρευνα για να αξιολογήσουν την αποτελεσματικότητα των ιχνηλατών GPS.

Οι ιχνηλάτες θεωρήθηκαν από τους γονείς λιγότερο αξιόπιστοι, πιο δύσκολο να υιοθετηθούν και πιο δαπανηροί από ορισμένες φυσικές προσεγγίσεις. Επιπλέον, το δείγμα των παιδιών με δυνατότητα GPS ήταν περιορισμένο ($n = 534$), περιορίζοντας σημαντικά την ακρίβεια των αποτελεσμάτων τους. Στη βιβλιογραφική αναφορά [11], οι συγγραφείς μελέτησαν έναν τεράστιο αριθμό παιδιών με ASD και ιστορικό εξόδου. Οι ερευνητές ανακάλυψαν ότι η χρήση ηλεκτρονικού συστήματος παρακολούθησης συσχετίζεται με μειωμένη απομάκρυνση συχνότητα και διάρκεια, μικρότερο κίνδυνο σοβαρού τραυματισμού ως αποτέλεσμα της φυγής και αύξηση των δεικτών της ποιότητας ζωής του νοικοκυριού. Έχουν παρατηρηθεί πολλά εμπόδια σε τέτοια συστήματα, συμπεριλαμβανομένης της κακής εφαρμογής ή παιδική αγωνία.

Επιπλέον, όσον αφορά τις αθλητικές εκδηλώσεις, ένα παράδειγμα αθλητικής κατηγορίας είναι τα ορεινά αθλήματα ιδιαίτερα τους χειμερινούς μήνες. Σε περίπτωση ατυχήματος, γρήγορος εντοπισμός του ατόμου που συμμετέχει στο ατύχημα

απαιτείται για μια επιτυχημένη επέμβαση SAR. Ωστόσο η επιχείρηση SAR σε βουνά δυστυχώς, είναι ιδιαίτερα δύσκολη λόγω της μορφολογίας του χώρου.

Για παράδειγμα, η Γαλλική Εθνική Παρατήρηση Ορεινής Ασφάλειας ανέφερε 5389 πράξεις στη Γαλλία το 2012. Το 62% των λειτουργιών SAR στο βουνό εξηγούνται από δύο κοινά σενάρια: 1) ο πεζοπόρος που λείπει και 2) η χιονοστιβάδα. Οι πεζοπόροι είναι υπεύθυνοι για το 59,41% των ορεινών επιχειρήσεων SAR, με το 37% αυτών να επιχειρεί να βρει τα πρόσωπα. Όσον αφορά τα χειμερινά αθλήματα (όπως το σκι και το snowboard), η πλειοψηφία των θανάτων προκαλούνται από χιονοστιβάδες που προκαλούνται από τον άνθρωπο, με πάνω από 150 ανθρώπους να πεθαίνουν κάθε χρόνο στο Βορρά μόνο στην Αμερική και την Ευρώπη.

Ο γρήγορος εντοπισμός των ανθρώπων που είναι θαμμένοι κάτω από το χιόνι είναι κρίσιμος σε αυτές τις καταστάσεις, καθώς το 60% εξ αυτών πεθαίνουν μέσα στα πρώτα 30 λεπτά[12]. Αυτή τη στιγμή διερευνάται η χρήση UAV για τον εντοπισμό ανθρώπων όπου η χρήση τους μπορεί να επιτραπεί με τη χρήση τεχνολογιών με μεγαλύτερη εμβέλεια σε θέματα απόστασης.

Η παραπάνω προτεινόμενη λύση θα μπορούσε να ενισχυθεί με την ύπαρξη του υφιστάμενου δικτύου 3G/4G/5G όπου θα μπορούσε ένα LoRa GW να βρίσκεται σε ένα UAV και να καταφτάσει σε ένα δυσπρόσιτο σημείο όπου με τα οφέλη του LoRa και του υφιστάμενου δικτύου θα μπορούσε να βοηθήσει στον εντοπισμό ατόμου ακόμα και σε σημεία που δεν υπάρχει υποστήριξη από LoRa δίκτυο.

1.2.3 Απαιτήσεις συστήματος

Σε αυτήν την ενότητα, περιγράφονται οι απαιτήσεις όσον αφορά το υλικό και λογισμικό καθώς και άλλοι πιθανοί περιορισμοί. Πρώτα απ' όλα, μια απαίτηση είναι η φορητή συσκευή που πρέπει να φοράει το άτομο. Αυτή η συσκευή θα πρέπει να υποστηρίζει μια τεχνολογία που μπορεί να συνδεθεί στο διαδίκτυο, και σε πολλές περιπτώσεις, όπως σε αντίξοες συνθήκες όπου οι ευρυζωνικές ή κυψελοειδείς ασύρματες τεχνολογίες είναι εκτός εμβέλειας, και θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν διαφορετικές τεχνολογίες. Επίσης, αυτή η συσκευή θα πρέπει να υποστηρίζει όλους τους απαραίτητους αισθητήρες που βοηθούν στην απόφαση της κατάστασης έκτακτης ανάγκης. Τέτοιοι αισθητήρες θα μπορούσαν να είναι αισθητήρες καρδιακού ρυθμού, μέτρησης θερμοκρασίας του ατόμου ή ακόμα και πίεσης κρατώντας μια ιστορικότητα όσον αφορά τις τελευταίες μετρήσεις κλπ.

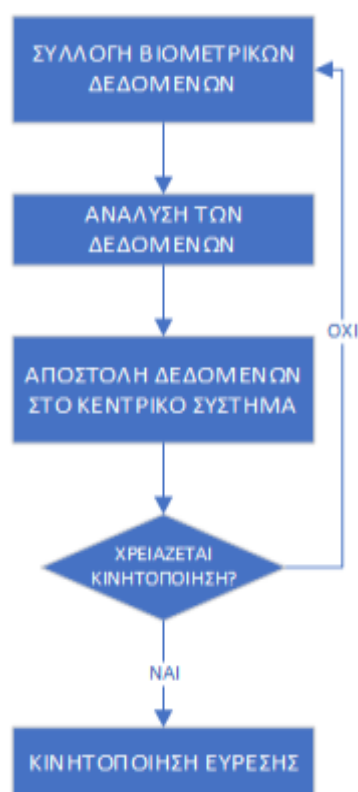
Επιπλέον, όλα τα στοιχεία δικτύου και οι τεχνολογίες όπως οι κυψελοειδείς πύργοι, ή ένα ή περισσότερες πύλες ή διαφορετικά LoRa GWs πρέπει να είναι εγκαθιδρυμένα στην υποδομή δικτύου. Ένα άλλο στοιχείο/χαρακτηριστικό που έχει υψίστη σημασία σε τέτοια συστήματα είναι η ακρίβεια εντοπισμού.

Ειδικά, στα μέρη όπου υπάρχει ορεινό ή δύσβατο περιβάλλον, ένα σφάλμα εντοπισμού θα μπορούσε να αποβεί μοιραίο σε ένα σενάριο SAR. Αυτό μπορεί να συμβεί καθώς ένα σφάλμα ακτίνας 500μ θα μπορούσε να κάνει τους διασώστες να

ανέβουν σε έναν λόφο ή να κατέβουν σε ένα φαράγγι, σπαταλώντας πολύτιμους πόρους αλλά το σημαντικότερο, σπαταλώντας ζωτικής σημασίας χρόνο καθώς το άτομο που έχει χαθεί μπορεί να κινδυνεύει. Επίσης, ο ρυθμός δεδομένων είναι σημαντικός. Στα σενάρια όπου το άτομο που λείπει για παράδειγμα πάσχει από ASD, το άτομο μπορεί να μετακινηθεί ελεύθερα, κάτι που οδηγεί σε ένα νέο πρόβλημα: την ανάγκη για παρακολούθηση σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Μια τεχνολογία η οποία μπορεί να παρέχει εντοπισμό σε πραγματικό χρόνο με μεγάλη ακρίβεια είναι το γνωστό και ευρέως χρησιμοποιούμενο GPS.

Το GPS, παλαιότερα γνωστό ως Navstar GPS, είναι ένα δορυφορικό σύστημα ραδιοπλοήγησης που προέρχεται από τις Διαστημικές Δυνάμεις των Ηνωμένων Πολιτειών. Είναι ένας από τους παγκόσμιους δορυφόρους πλοήγησης (GNSS) που παρέχουν πληροφορίες γεωγραφικής τοποθεσίας και χρόνου σε έναν δέκτη GPS. Εμπόδια όπως βουνά και κτίρια εμποδίζουν τα σήματα GPS καθιστώντας την εφαρμογή τους μη εφικτή σε περιβάλλοντα SAR.

Ένα από τα μειονεκτήματα της χρήσης GPS για σενάρια SAR είναι το γεγονός ότι καταναλώνει μεγάλη ενέργεια μειώνοντας έτσι τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας μιας τερματικής συσκευής. Για να κατανοήσουμε τη σημασία της μεγάλης μπαταρίας διάρκειας ζωής και κατά συνέπεια τη κατανάλωση ενέργειας, καλό είναι να εξετάσουμε την [13]. Η παραπάνω ερευνητική εργασία μελετά την ύπαρξη ενός κανόνα για την επιλογή των λειτουργιών SAR με βάση τη διάρκεια του χρόνου αναζήτησης, στο προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η διάσωση των ζωντανών αγνοουμένων. Για μεγάλο αριθμό επιζώντων $n = 1439$, η μέση τιμή της διάρκειας αναζήτησης είναι 7,9 ώρες με μέγιστη διάρκεια 323 ώρες ή περίπου 13 μέρες. Συγκεκριμένα, με εκτιμώμενο σημείο διακοπής 51 ώρες, σχεδόν όλοι οι επιζώντες εντοπίστηκαν, λαμβάνοντας υπόψη ότι έως και 100 ώρες σχεδόν όλοι οι χαμένοι, νεκροί ή ζωντανοί εντοπίστηκαν (δεν διασώθηκαν).



Εικόνα 2: Search and Rescue προσέγγιση

Επομένως, η διάρκεια ζωής της μπαταρίας πρέπει να είναι αρκετά μεγάλη ώστε να δίνει τον απαραίτητο χρόνο στους διασώστες για να εντοπίσουν και να σώσουν τους ανθρώπους. Αξίζει να σημειωθεί ότι είναι σημαντικό οι επιχειρήσεις SAR να έχουν «επαφή» με αυτές τη φορητή συσκευή, παρόλο που η μπαταρία της φορητής συσκευής δεν είναι πλήρως φορτισμένη.

1.2.4 Οργάνωση των κεφαλαίων της διατριβής

Επιγραμματικά, η διδακτορική αυτή διατριβή δομείται ως εξής:

- Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή στο θέμα της διατριβής
- Κεφάλαιο 2: Ανασκόπηση στις Ασύρματες Τεχνολογίες
- Κεφάλαιο 3: Μελέτη LoRa & LoRaWAN
- Κεφάλαιο 4 Αλγόριθμοι και Πειράματα
- Κεφάλαιο 5 Συμπεράσματα
- Κεφάλαιο 6 Μελλοντική Εργασία

2

Ανασκόπηση στις Ασύρματες Τεχνολογίες

Οι συμβατικές τεχνολογίες ασύρματης επικοινωνίας είναι ανεπαρκείς όταν λαμβάνονται υπόψη κάλυψη (εύρος επικοινωνίας), κατανάλωση ενέργειας και κόστος. Στόχος των δικτύων LPWAN είναι η επίλυση αυτών των προβλημάτων που μπορούν να κλιμακωθούν και αφορούν χαμηλής ισχύς συσκευές. Τα δίκτυα ευρείας περιοχής χαμηλής ισχύος υποτίθεται ότι λειτουργούν με χαμηλούς ρυθμούς δεδομένων για να έχουν χιλιόμετρο εύρος κάλυψης από πυκνές αστικές έως προαστιακές περιοχές. Τεχνολογίες όπως το LoRaWAN, SigFox, NB-IoT, Weightless, και άλλες υπό GHz παρέχουν επιτυχώς αυτές τις λειτουργίες, Ωστόσο, η LoRaWAN τράβηξε την προσοχή των οργανώσεων, των κοινοτήτων και των ερευνητών λόγω των δυνατοτήτων που προσφέρει.

2.1 Τεχνολογίες LPWAN

Οι τεχνολογίες LPWAN χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, σε αυτές που χρησιμοποιούν αδειοδοτημένο φάσμα και σε αυτές που δεν χρειάζονται άδεια. Παρακάτω, πέρα από τις τεχνολογίες που ανήκουν σε αυτές τις κατηγορίες, θα αναλυθούν πιο συγκεκριμένα η NB – IoT τεχνολογία που εκπέμπει σε αδειοδοτούμενο φάσμα αλλά και η τεχνολογία LoRa που δεν χρειάζεται κάποια άδεια.

2.1.1 Narrowband IoT (NB – IoT) & LPWAN

Πρόκειται για μια πρωτοβουλία της 3GPP, που λειτουργεί στο αδειοδοτημένο φάσμα (licensed spectrum), χρησιμοποιώντας resource blocks σε ένα κανονικό φορέα LTE. Το NB-IoT μπορεί να λειτουργήσει σχεδόν παντού, εστιάζοντας κυρίως στην

κάλυψη εσωτερικών χώρων. Άλλες πτυχές είναι το χαμηλό κόστος, το μεγάλο προσδόκιμο ζωής της μπαταρίας, καθώς και η έλλειψη υποδομής από την πλευρά των χρηστών. Παρόλο που η θεωρητική κάλυψη θα πρέπει να είναι μεγάλη, η προσαρμογή από τους παρόχους κινητής τηλεφωνίας εξακολουθεί να βρίσκεται σε πρώιμο στάδιο και ακόμη πολύ μακριά από την πλήρη κάλυψη σε πραγματικό επίπεδο.

Οι τεχνολογίες LPWAN έχουν κάποιο κοινό χαρακτηριστικό που τις διακρίνει σε σχέση με τα παραδοσιακά δίκτυα επικοινωνίας:

- Χαμηλή ισχύς, το δίκτυο και οι τελικές συσκευές θα πρέπει να καταναλώνουν χαμηλή ενέργεια.
- Το κόστος επικοινωνίας, ανάπτυξης και διαχείρισης είναι ένα ουσιαστικό ζήτημα δεδομένου ότι ένας μεγάλος αριθμός από συσκευές και εφαρμογές χρειάζονται ένα επιπλέον ισχυρό μηχανισμό ασφαλείας.
- Ο ενσωματωμένος εντοπισμός είναι ένα πλεονέκτημα όταν λαμβάνονται υπόψη οι εσωτερικές εφαρμογές.
- Η ανάπτυξη δικτύου σε πυκνές αστικές περιοχές οδηγεί σε παρεμπόδιση ραδιοφωνικών δικτύων εντός του ίδιου ή άλλων καναλιών. Η ισχυρή διαμόρφωση (αντίσταση παρεμβολής) είναι απαραίτητη.
- Τέλος, οι κόμβοι δημιουργούν δεδομένα και αυτά πρέπει να αντιμετωπιστούν και να αναλυθούν σωστά.

Αρκετά LPWAN δίκτυα εμφανίστηκαν τόσο σε αδειοδοτημένες όσο και σε μη αδειοδοτημένες μπάντες όπως το LoRaWAN, Sigfox και, NB-IoT που είναι ευρέως διαδεδομένες ζωτικές τεχνολογίες. Το Sigfox είναι ένα δίκτυο με μικρό αριθμό από μπάντες που κατοχυρώνεται με δίπλωμα ευρεσιτεχνίας και λειτουργεί από την Sigfox. Η Sigfox καταλαμβάνει 100 Hz και λειτουργεί σε συχνότητες 433MHz, 868MHz και 915MHz ανάλογα με τη γεωγραφική περιφέρεια σε Ευρώπη και Αμερική [14].

Η τεχνολογία έχει αυστηρούς περιορισμούς στον αριθμό των πακέτων (140 την ημέρα) και του μεγέθους πακέτου (12 byte) προς αποστολή. Επίσης, το LoRaWAN έχει παρόμοιες πολιτικές για την πρόληψη της συμφόρησης στο δίκτυο επιτρέποντας στα κανάλια να είναι διαθέσιμα μόνο %1 κύκλος λειτουργίας για την EE 868MHz. Το NB-IoT είναι μια τεχνολογία εξαιρετικά στενής ζώνης που αναπτύχθηκε από τον όμιλο 3GPP και μπορεί να υιοθετηθεί στο GSM και δίκτυα LTE. Καταλαμβάνει εύρος ζώνης 200 MHz και μπορεί να φτάσει έως και 200 kbps ταχύτητα μετάδοσης δεδομένων. Σε σύγκριση με το LoRaWAN, το Sigfox και το NB-IoT λειτουργούν από παγκόσμιους φορείς εκμετάλλευσης δικτύων τα οποία περιορίζουν την ανάπτυξη ιδιωτικών δικτύων.

Το LoRaWAN από την άλλη είναι ένα ανοιχτό πρωτόκολλο που προτείνει η LoRa Alliance το οποίο επιτρέπει το επίπεδο MAC για το δίκτυο. Το πρωτόκολλο LoRaWAN κυκλοφόρησε για πρώτη φορά το 2015 και είχε μερικές αναθεωρήσεις – τροποποιήσεις μέχρι την μορφή που έχει σήμερα.

2.1.2 SigFox

Η τεχνολογία δικτύου SigFox έχει αναπτυχθεί για να εξοπλίσει ένα δίκτυο υψηλής χωρητικότητας, επεκτάσιμο με πολύ χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Με βάση την τεχνολογία Ultra Narrow Band (UNB), η τεχνολογία SigFox χρησιμοποιεί ραδιοφωνικές ζώνες χωρίς άδεια βιομηχανικής, επιστημονικής και ιατρικής (ISM). Οι ακριβείς συχνότητες μπορούν να ποικίλουν σύμφωνα με τους εθνικούς κανονισμούς, αλλά στην Ευρώπη χρησιμοποιείται η ζώνη 868MHz. Στις ΗΠΑ χρησιμοποιείται η ζώνη 915MHz. και στην Ασία χρησιμοποιείται η ζώνη 433MHz. Η πυκνότητα των κυψελών κυμαίνεται από 30 έως 50km στις αγροτικές περιοχές και περίπου 3 έως 10km στις αστικές περιοχές λόγω περισσότερων εμποδίων και θορύβου. Ωστόσο, η απόσταση μπορεί να διαφέρει για εξωτερικούς κόμβους όπου τα μηνύματα SigFox θα μπορούσαν να ταξιδέψουν πάνω από 1000 χιλιόμετρα.

Η λειτουργία SigFox χρησιμοποιεί πολύ στενά εύρη ζώνης. Η μάσκα καναλιού uplink είναι 100 Hz ή 600 Hz στην περίπτωση των ΗΠΑ όπου το baud rate είναι 100 ή 600 στις ΗΠΑ. Το σχήμα διαμόρφωσης που χρησιμοποιείται είναι το διαφορικό Binary Phase Shift Keying (DBPSK). Η ισχύς μετάδοσης uplink είναι συμβατή με τον τοπικό κανονισμό. Επίσης, ο προϋπολογισμός συνδέσμου είναι περίπου 155 dB (ή ακόμα καλύτερα) και η ακρίβεια της κεντρικής συχνότητας δεν έχει σημαντική μετατόπιση συχνότητας μέσα σε ένα πακέτο ζεύξης. Στην Ευρώπη, η ζώνη συχνοτήτων ανερχόμενης ζεύξης UNB περιορίζεται από 868,0 έως 868,6 MHz, με μέγιστη ισχύ εξόδου 25 mW και μέγιστο μέσο χρόνο μετάδοσης 1%.

Από την άλλη πλευρά, η μάσκα καναλιοποίησης (channel mask) κάτω ζεύξης είναι 1,5 kHz όπου το baud rate υπολογίζεται περίπου 600 baud. Το σχήμα διαμόρφωσης σε περίπτωση κατερχόμενης ζεύξης είναι το Gaussian Frequency Shift Keying (GFSK). Η ισχύς μετάδοσης είναι 500 mW (4W στις ΗΠΑ) όπου ο προϋπολογισμός σύνδεσης κυμαίνεται από 153 dB (ή καλύτερα). Η συχνότητα της μετάδοσης ζεύξης που καθορίζεται από το δίκτυο σύμφωνα με την αντίστοιχη μετάδοση ζεύξης. Στην Ευρώπη, η ζώνη συχνοτήτων κατερχόμενης ζεύξης UNB περιορίζεται στα 869,40 έως 869,65 MHz, με μέγιστη ισχύ εξόδου 500 mW με κύκλο λειτουργίας 10%.

Η συνδεσιμότητα Downlink βασίζεται στη συσκευή βάσει των απαιτήσεων ελαχιστοποίησης ενέργειας. Για το λόγο αυτό, η συσκευή μεταδίδει ένα μήνυμα ανερχόμενης ζεύξης με μια σημαία αιτήματος (ACK) που μπορούν να εντοπίσουν όλοι οι σταθμοί βάσης στην περιοχή. Στη συνέχεια, το σύννεφο SigFox σπρώχνει το μήνυμα uplink στον πελάτη που αισθάνεται ότι η συσκευή περιμένει ένα μήνυμα downlink. Εναπόκειται στην πλατφόρμα ή στον πελάτη να στείλει αυτό το μήνυμα στη συσκευή IoT μέσω του SigFox και όταν γίνει αυτό, η όλη διαδικασία επικοινωνίας έχει τελειώσει [15].

2.1.3 LoRa & LoRAWAN

Το LoRa/LoRaWAN ακολουθεί την ίδια αρχιτεκτονική με το Sigfox αλλά αφήνει την επιλογή του δικτύου και πρωτοκόλλου επικοινωνίας στον χρήστη. Αυτό σημαίνει ότι μπορεί κάποιος να στήσει ένα δίκτυο LoRa οπουδήποτε επιθυμεί χωρίς περιορισμούς, χρησιμοποιώντας το υπάρχον πρωτόκολλο επικοινωνίας LoRaWAN ή να χρησιμοποιήσει κάποιο 3ο ή ακόμα και να κατασκευάσει ένα ο ίδιος. Οι τεχνολογίες LoRa και Sigfox προσφέρουν παρόμοια αυτονομία μπαταρίας, απόσταση αποστολής και τιμή.

2.1.4 Πρωτόκολλα που έχουν προτυποποιηθεί από την IEEE

Η IEEE ("Institute of Electrical and Electronics Engineers" [16]) είναι μια επαγγελματική ένωση ηλεκτρολόγων μηχανικών. Διαμορφώθηκε το 1963 από τη συγχώνευση του Αμερικανικού Ινστιτούτου Ηλεκτρολόγων Μηχανικοί και το Ινστιτούτο Ραδιομηχανικών. Η IEEE έχει σημαντικό ρόλο στην επιστημονική έρευνα σχετικά με τεχνολογικά ζητήματα και καθοριστική παρουσία στην τυποποίηση πολλών γνωστών τεχνολογιών όπως το Wi-Fi. Έτσι, η IEEE, ως πρωτοποριακό ινστιτούτο, ήταν ένας από τους οργανισμούς που άνοιξε το δρόμο για τα πρωτόκολλα τυποποίησης IoT και τις προτάσεις τους:

IEEE 802.11ah (Wi-Fi):

Αυτό το πρότυπο μπορεί να χρησιμοποιήσει οποιοδήποτε βιομηχανικό-επιστημονικό-ιατρικό (ISM) φάσμα συχνοτήτων κάτω από 1 GHz, αλλά η κύρια στοχευμένη ζώνη είναι η Ζώνη χωρίς άδεια 902 έως 928-MHz στις ΗΠΑ. Παρόμοιες ζώνες ακριβώς από κάτω των 1 GHz βρίσκονται σε άλλες χώρες, όπως 863-868 MHz στην Ευρώπη, 717-723 MHz στην Κορέα, 916-927 MHz στην Ιαπωνία και 755-787 MHz στην Κίνα. Αυτό μας δίνει αυτομάτως τη δυνατότητα επιτρέποντας τον εξοπλισμό που λειτουργεί με μπαταρία να χρησιμοποιεί χαμηλή ισχύς σε χαμηλότερες συχνότητες.

Ενώ οι περισσότερες συσκευές Wi-Fi έχουν μέγιστη εμβέλεια 100 μέτρων υπό ιδανικές συνθήκες, το HaLow μπορεί να φτάσει έως και ένα χιλιόμετρο με τη κατάλληλη κεραία. Η διαμόρφωση μπορεί να είναι BPSK, QPSK ή 16QAM, 64QAM ή 256QAM με πολλαπλές επιλογές κωδικοποίησης, παρέχοντας ένα ευρύ φάσμα. Υψηλοί ρυθμοί 100 kb/s σε κανάλι 1-MHz επιτυγχάνονται εύκολα 100 megabit ανά δευτερόλεπτο σε κανάλι 16 MHz.

Ο πραγματικός στόχος μας είναι η χαμηλή ισχύς. Ο τυπικός σταθμός διαθέτει λειτουργία sleep mode προκειμένου να εξοικονομήσει πόρους που αφορούν τη μπαταρία. Μικρότερα πακέτα δεδομένων ελαχιστοποιούν τον χρόνο μετάδοσης και

τη χρήση ενέργειας επεκτείνοντας έτσι τη διάρκεια ζωής της τερματικής συσκευής. Το πρότυπο υποστηρίζει έναν τεράστιο αριθμό πιθανών σταθμών δικτύου. Ένας ειδικός τύπος σταθμού είναι το σημείο πρόσβασης ρελέ (relay access point), το οποίο βοηθά όλους τους σταθμούς βάσης να στέλνουν μηνύματα σε μεγαλύτερες αποστάσεις με χαμηλή ισχύ. Παρέχεται επίσης υποστήριξη για έως και τέσσερις ροές χωρικών δεδομένων για περαιτέρω αύξηση του ρυθμού δεδομένων.

IEEE 802.15.4:

Το IEEE 802.15.4 είναι ένα πρότυπο που ορίζει τα ασύρματα ιδιωτικά δίκτυα χαμηλού ρυθμού (LR-WPAN). Δημιουργήθηκε από το IEEE 802.15 TG4 το 2003 όταν ζητήθηκε από το group να διερευνήσει μια λύση χαμηλού ρυθμού δεδομένων με πολύμηνη έως πολυετή διάρκεια ζωής της μπαταρίας και πολύ χαμηλή πολυπλοκότητα. Λειτουργεί σε μια διεθνή διαθέσιμη ζώνη συχνοτήτων.

Δυνητικές εφαρμογές που βρίσκουν χρήση στο παραπάνω δίκτυο είναι αισθητήρες, διαδραστικά παιχνίδια, έξυπνα σήματα, τηλεχειριστήριο και άλλα χειριστήρια καθώς και ο αυτοματισμός σπιτιού. Είναι η βάση για το Zigbee, ISA100.11a, WirelessHART, MiWi, Προδιαγραφές 6LoWPAN, Thread και SNAP, εκ των οποίων περαιτέρω επεκτείνει το πρότυπο αναπτύσσοντας τα ανώτερα στρώματα που δεν είναι ορίζονται στο IEEE 802.15.4. Συγκεκριμένα, το 6LoWPAN ορίζει μια δέσμευση για την έκδοση IPv6 του Πρωτοκόλλου Διαδικτύου (IP) μέσω WPAN και χρησιμοποιείται από τα ανώτερα στρώματα όπως τα threads.

Τεχνικά υποστηρίζει ρυθμό μεταφοράς 250 kbit/s, επιτρέποντας σε πραγματικό χρόνο την κράτηση εγγυημένων χρονικών χρόνων (GTS), αποφυγή συγκρούσεων μέσω CSMA/CA καθώς και ολοκληρωμένη υποστήριξη για ασφαλείς επικοινωνίες. Οι συσκευές περιλαμβάνουν επίσης λειτουργίες διαχείρισης ενέργειας, όπως ποιότητα σύνδεσης και ανίχνευση ενέργειας [17][18][19].

IEEE 802.15.1 (Bluetooth)

Η τεχνολογία Bluetooth εφευρέθηκε το 1994 από μηχανικούς της Ericsson. Το 1998, μια ομάδα εταιρειών συμφώνησαν να συνεργαστούν χρησιμοποιώντας Bluetooth τεχνολογία ως τρόπο σύνδεσης των προϊόντων τους. Αυτές οι εταιρείες δημιούργησαν το Bluetooth Special Interest Group (SIG), έναν οργανισμό που ασχολείται με την ανάπτυξη τεχνολογιών επικοινωνίας. Αυτό σημαίνει ότι καμία μεμονωμένη εταιρεία δεν εκμεταλλεύεται την ιδιωτικοποίηση της τεχνολογίας Bluetooth, αλλά ότι πολλά μέλη του Bluetooth SIG συνεργάζονται για την ανάπτυξη της τεχνολογίας Bluetooth. Η Bluetooth SIG ανέπτυξε προδιαγραφές Bluetooth. Στη συνέχεια, αυτή η προδιαγραφή έγινε μέρος του προτύπου IEEE 802.15.1.

Το 2011, το Bluetooth SIG ανακοίνωσε το λογότυπο Bluetooth Smart ώστε να διευκρινιστεί η συμβατότητα μεταξύ των νέων συσκευών χαμηλής κατανάλωσης

ενέργειας και άλλες συσκευές Bluetooth. Σε αντίθεση με τις προηγούμενες εκδόσεις Bluetooth, Το BLE έχει σχεδιαστεί ως λύση χαμηλής ισχύος για εφαρμογές ελέγχου και παρακολούθησης. Το BLE είναι το διακριτικό χαρακτηριστικό του Bluetooth 4.0. Το BLE λειτουργεί στη ζώνη 2.4 GHz Industrial Scientific Medical (ISM) και ορίζει 40 κανάλια ραδιοσυχνότητας (RF) με 2 MHz απόσταση καναλιών [20].

Πίνακας 1: Σύγκριση SigFox, NB-IoT, LoRaWAN, WiFi και Bluetooth

	SigFox	NB-IoT	LoRaWAN	WiFi	Bluetooth
Standards	Sigfox	3GPP	LoRa Alliance	IEEE 802.11	Bluetooth
Modulation	BPSK	QPSK	CSS	DSS, OFDM	GFSK
Frequencies	ISM: 433MHz, 868MHz, 915MHz	Licensed under LTE	ISM: 433MHz, 868MHz, 915MHz	ISM: 2.4GHz, 5GHz	2.4GHz
Coverage	10-40km	2-20km	1-10km	10-100m	10-100m
Bandwidth	100Hz	200kHz	125KHz, 250KHz	20MHz, 40MHz, 80MHz, 160MHz	1MHz
TX Limit	140Packet per day	Unlimited	Duty Cycle Lim.	Unlimited	Unlimited
Max Data Rate	100bps	200kbps	50kbps	Gbps	2Mbps
Private	No	No	Yes	Yes	Yes
Deployments Energy	Low	Low	Low	High	Low
Consumption Security	Low	High	High	Low-High	Low-High

2.2 Τεχνολογίες LoRa & LoRaWAN

Το LoRa είναι το φυσικό επίπεδο ή ασύρματη διαμόρφωση, που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία συνδέσμου επικοινωνίας μεγάλης εμβέλειας. Πρόκειται για μία διαμόρφωση RF που αντιστοιχεί στο φυσικό επίπεδο στο μοντέλο αναφοράς OSI. Ενώ αντίστοιχα το LoRaWAN είναι ένα πρότυπο επιπέδου MAC που συντονίζει το μέσο.

Το παραπάνω φυσικό επίπεδο βασίζεται σε διαμόρφωση φάσματος chirp spread, η οποία διατηρεί τα ίδια χαρακτηριστικά χαμηλής ισχύος με τη διαμόρφωση FSK, αλλά αυξάνει σημαντικά το εύρος επικοινωνίας. Το chirp spread φάσμα έχει χρησιμοποιηθεί στη στρατιωτική και διαστημική επικοινωνία για αρκετές δεκαετίες λόγω των μεγάλων αποστάσεων επικοινωνίας που μπορούν να επιτευχθούν, ενώ παράλληλα και λόγω της αντοχής στις παρεμβολές. Το LoRa αποτελεί την πρώτη εφαρμογή χαμηλού κόστους για εμπορική χρήση και διάθεση.

Το πλεονέκτημα του LoRa είναι το μεγάλο κατά την εκπομπή των μηνυμάτων. Είναι γνωστό ότι μόνο ένας δρομολογητής δικτύου ή ένας σταθμός μπορεί να καλύψει ολόκληρες πόλεις ή εκατοντάδες τετραγωνικά χιλιόμετρα. Το εύρος εξαρτάται από το περιβάλλον ή τα εμπόδια σε μια δεδομένη τοποθεσία, αλλά τα LoRa και LoRaWAN έχουν μεγαλύτερες δυνατότητες έντασης της σύζευξης από οποιαδήποτε άλλη τυποποιημένη τεχνολογία επικοινωνίας. Η ένταση της σύζευξης, που συνήθως αναφέρεται σε decibel (dB), είναι ο πρωταρχικός παράγοντας για τον προσδιορισμό του εύρους σε ένα δεδομένο περιβάλλον.

Η τεχνολογία του WiFi καθώς και εκείνη του BLE είναι ευρέως αποδεκτά πρότυπα και εξυπηρετούν εφαρμογές που σχετίζονται με την επικοινωνία προσωπικών συσκευών. Από την άλλη η τεχνολογία κινητής τηλεφωνίας είναι ιδανική για εφαρμογές που χρειάζονται υψηλή απόδοση δεδομένων και έχουν πηγή ενέργειας. Το LPWAN προσφέρει πολυετή διάρκεια ζωής μπαταρίας και έχει σχεδιαστεί για αισθητήρες και εφαρμογές που πρέπει να στέλνουν μικρές ποσότητες δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις μερικές φορές την ώρα από διαφορετικά περιβάλλοντα [21][22].

Οι πιο κρίσιμοι παράγοντες σε ένα LPWAN είναι:

- Αρχιτεκτονική δικτύου
- Εύρος επικοινωνίας
- Διάρκεια ζωής μπαταρίας (Χαμηλή ισχύς)
- Ανθεκτικότητα στις παρεμβολές
- Χωρητικότητα δικτύου (μέγιστος αριθμός κόμβων σε δίκτυο)
- Ασφάλεια δικτύου
- Μονόδρομη ή αμφίδρομη επικοινωνία
- Ποικιλία εφαρμογών που εξυπηρετούνται

2.2.1 Αρχιτεκτονική

Η τοπολογία του δικτύου LoRaWAN θεωρείται μορφής star και από άποψη αρχιτεκτονικής, το σύστημα έχει τρία κύρια στοιχεία (i) διακομιστές δικτύου, (ii) πύλες (GWs) και (iii) τελικοί κόμβοι. Οι τελικοί κόμβοι επικοινωνούν με τον διακομιστή δικτύου (ή τον διακομιστή δεδομένων) μέσω GW και η επικοινωνία Node-to-GW μπορεί να είναι είτε διαμόρφωση LoRa είτε FSK με διαφορετικούς ρυθμούς δεδομένων και κανάλια. Οι διακομιστές δικτύου διαχειρίζονται τα GW μέσω τυπικής τεχνολογίας IP και αποστέλλονται πλαίσια δεδομένων μέσω τελικών κόμβων, που λαμβάνονται από GW και δρομολογούνται μέσω του διακομιστή δικτύου.

2.2.2 Βασικές Ιδιότητες του LoRa

Μερικές από τις βασικές ιδιότητες της LoRa σύμφωνα με την Semtech¹ είναι:

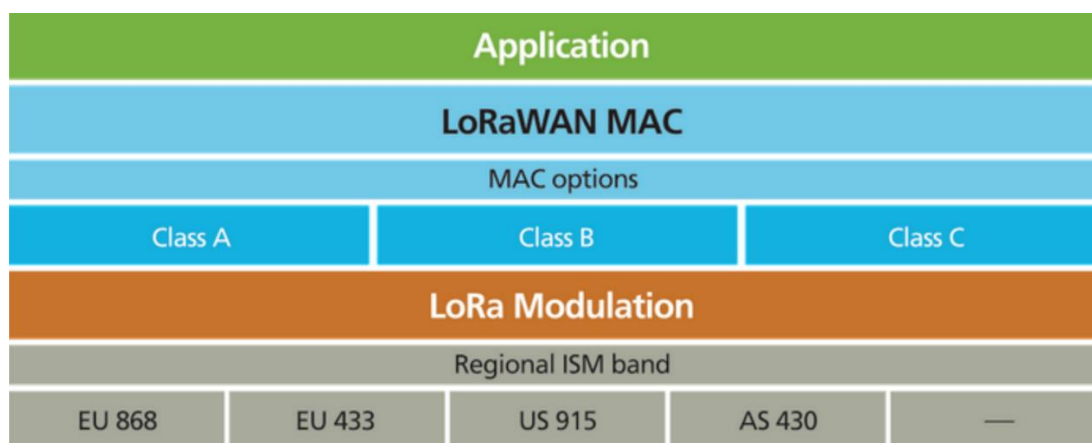
- Επεκτάσιμο εύρος ζώνης (Scalable BW): Η διαμόρφωση LoRa μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί τόσο για εφαρμογές περιορισμένης ζώνης με αναπήδηση συχνότητας όσο και για ευρυζωνικές εφαρμογές, καθώς είναι τόσο εύρος ζώνης όσο και κλιμακούμενη συχνότητα.
- Χαμηλή ισχύς: Η διαμόρφωση LoRa διαθέτει ένα σταθερό σχήμα διαμόρφωσης. Επομένως, μπορούν να χρησιμοποιηθούν στάδια ενισχυτή χαμηλού κόστους, χαμηλής ισχύος και υψηλής απόδοσης μειώνοντας κατά αυτό το τρόπο το κόστος υλικού.
- Υψηλή ανθεκτικότητα: Το LoRa είναι ιδιαίτερα ανθεκτικό τόσο σε παρεμβολές εντός όσο και εκτός ζώνης λόγω της υψηλής ταχύτητας (> 1) και της ασύγχρονη φύσης του.
- Ανθεκτικό σε πολλαπλές διαδρομές και ξεθώριασμα: Λόγω της σχετικά ευρυζωνικής φύσης του παλμού, η διαμόρφωση LoRa είναι ισχυρή έναντι πολλών διαδρομών και εξασθένισης. Αυτές οι ιδιότητες είναι κατάλληλες για αστικά και υποαστικά περιβάλλοντα όπου κυριαρχούν οι πολλαπλές διαδρομές.
- Ικανότητα μεγάλης εμβέλειας: Σε σύγκριση με το συμβατικό FSK, για σταθερή ισχύ εξόδου και απόδοση, η εμβέλεια της τεχνολογίας LoRa βελτιώνεται σημαντικά. Αυτό σε συνδυασμό με άλλες ιδιότητες του

¹ <https://www.semtech.com/>

LoRa μπορεί να μεταφραστεί σε σημαντικές βελτιώσεις στο εύρος [23][24].

2.2.3 LoRaWan – Long Range Wide Area Network

Το LoRaWan, ορίζει το πρωτόκολλο επικοινωνίας και την αρχιτεκτονική του συστήματος για το δίκτυο, ενώ το φυσικό στρώμα LoRa επιτρέπει τη σύνδεση επικοινωνίας μεγάλης εμβέλειας. Το πρωτόκολλο και η αρχιτεκτονική δικτύου έχουν την μεγαλύτερη επιρροή στον καθορισμό της διάρκειας ζωής της μπαταρίας ενός κόμβου, της χωρητικότητας δικτύου, της ποιότητας των υπηρεσιών, της ασφάλειας και της ποικιλίας των εφαρμογών που εξυπηρετούνται από το δίκτυο.



Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Συστήματος LoRa

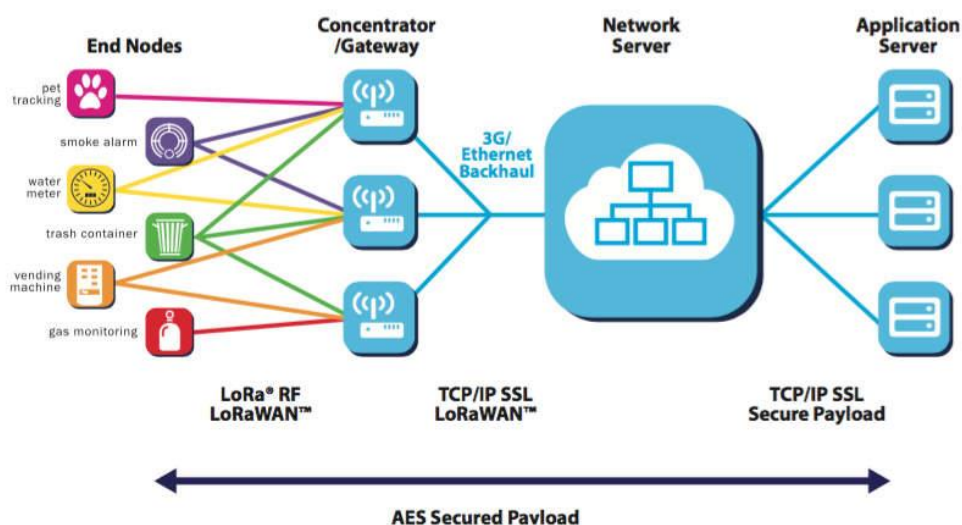
Οι περισσότερες από τις σύγχρονες τεχνολογίες IoT LAN χρησιμοποιούν αρχιτεκτονική δικτύου πλέγματος. Χρησιμοποιώντας δίκτυο πλέγματος, το σύστημα μπορεί να αυξήσει το εύρος επικοινωνίας και το μέγεθος κυψέλης του δικτύου. Όμως, οι κόμβοι σε ένα δίκτυο πλέγματος έχουν πρόσθετη ευθύνη για την προώθηση μηνυμάτων σε άλλους κόμβους, τυπικά άσχετους με αυτούς. Αυτό επηρεάζει σημαντικά τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας της συσκευής.

Όπως προαναφέραμε το LoRaWAN χρησιμοποιεί την τοπολογία star καθώς αυξάνει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας όταν χρησιμοποιείται συνδεσιμότητα μεγάλης εμβέλειας. Το LoRaWAN είναι ένα πρωτόκολλο ελέγχου πρόσβασης μέσου (MAC) για δίκτυα ευρείας περιοχής. Έχει σχεδιαστεί για να επιτρέπει σε συσκευές χαμηλής ισχύος να επικοινωνούν με εφαρμογές συνδεδεμένες στο Internet μέσω ασύρματων συνδέσεων μεγάλης εμβέλειας. Το LoRaWAN μπορεί να αντιστοιχιστεί αντίστοιχα στο 2^ο και 3^ο επίπεδο του μοντέλου OSI.

Αρχιτεκτονική Δικτύου: Πολλά υπάρχοντα ανεπτυγμένα δίκτυα χρησιμοποιούν αρχιτεκτονική δικτύου πλέγματος. Σε ένα δίκτυο πλέγματος, οι μεμονωμένοι τελικοί

κόμβοι προωθούν τις πληροφορίες άλλων κόμβων για να αυξήσουν το εύρος, προσθέτει επίσης πολυπλοκότητα, μειώνει την χωρητικότητα του καναλιού και παράλληλα μειώνει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας, καθώς οι κόμβοι λαμβάνουν και προωθούν πληροφορίες και από γειτονικούς κόμβους. Η αρχιτεκτονική τύπου star μεγάλης εμβέλειας έχει τη μεγαλύτερη σημασία για τη διατήρηση της διάρκειας ζωής της μπαταρίας όταν μπορεί να επιτευχθεί συνδεσιμότητα μεγάλης εμβέλειας.

Σε ένα δίκτυο LoRaWAN, οι κόμβοι δε σχετίζονται με ένα συγκεκριμένο δρομολογητή. Τα δεδομένα που μεταδίδονται από έναν κόμβο λαμβάνονται συνήθως από ένα ή περισσότερους δρομολογητές. Ο κάθε δρομολογητής θα προωθεί το πακέτο που έχει λάβει από τον τερματικό κόμβο στον διακομιστή δικτύου μέσω κάποιου backhaul (είτε κυψελοειδές, ethernet, δορυφορικό ή Wi-Fi). Τη πολυπλοκότητα σε κάθε περίπτωση τη διαχειρίζεται ο διακομιστής δικτύου, ο οποίος φιλτράρει το δίκτυο και διαγράφει τα περιττά/διπλότυπα πακέτα. Παράλληλα, εκτελεί ελέγχους ασφάλειας και στέλνει επιβεβαιώσεις μέσω του βέλτιστου δρομολογητή. Εάν ένας κόμβος κινείται, δεν απαιτείται παράδοση από δρομολογητή σε δρομολογητή, το οποίο είναι ένα κρίσιμο χαρακτηριστικό για την ενεργοποίηση εφαρμογών παρακολούθησης στοιχείων.



Εικόνα 4: Περιεχόμενα ενός συστήματος LoRa

2.2.4 Τεχνικά χαρακτηριστικά



Εικόνα 5: ISM Bands σε διαφορετικά regions

Όπως αναφέραμε, το LoRa δουλεύει στις ελεύθερες ISM μπάντες με συχνότητες 868, 915 και 433MHz στην Ευρώπη, Αμερική και Ασία αντίστοιχα. Ενώ η χρήση των ISM διευκολύνει πολύ τους ανεξάρτητους κατασκευαστές, αποτελεί μεγάλο εμπόδιο για την δημιουργία καθολικών (universal) συσκευών, καθώς η επιλογή της συχνότητας λειτουργίας καθορίζεται κατά την κατασκευή και έτσι μια συσκευή που προορίζεται για την ευρωπαϊκή αγορά δεν θα λειτουργεί στην Αμερική.

2.2.4.1 Συχνότητα

Στην Ευρώπη, η ISM μπάντα των 868MHz, ξεκινάει από τα 863MHz μέχρι τα 870MHz, και χωρίζεται σε 6 επιμέρους περιοχές του φάσματος συχνοτήτων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από συσκευές όπως Sigfox και LoRa για αποστολή πακέτων.

2.2.4.2 Κύκλος λειτουργίας και υποφάσματα

Στις ISM μπάντες χρησιμοποιείται ο όρος Duty-Cycle (DC). Ο παραπάνω όρος, είναι ο χρόνος που μια συσκευή μπορεί να καταλαμβάνει μια υποφάσμα. Ο συνηθέστερος χρόνος είναι 1% της ώρας ή αλλιώς 36 δευτερόλεπτα ανά ώρα. Δηλαδή η κάθε συσκευή μπορεί να στέλνει δεδομένα για συνολικό χρόνο 36s την ώρα, ενώ για

την λήψη δεδομένων δεν υπάρχει περιορισμός. Οι υπο - μπάντες χωρίζονται σε κανάλια. Από τη στιγμή που οι συσκευές LoRa στη Ευρώπη χρησιμοποιούν 125KHz bandwidth, μπορούν με άνεση να αλλάζουν κανάλια στην πρώτη υπό μπάντα μεγέθους 3MHz, προκειμένου να ελαχιστοποιήσουμε τις συγκρούσεις πακέτων. Η κάθε υπο – μπάντα έχει και αυτή τα δικά της DC.

Παρακάτω αναλύονται τα έξι υποφάσματα:

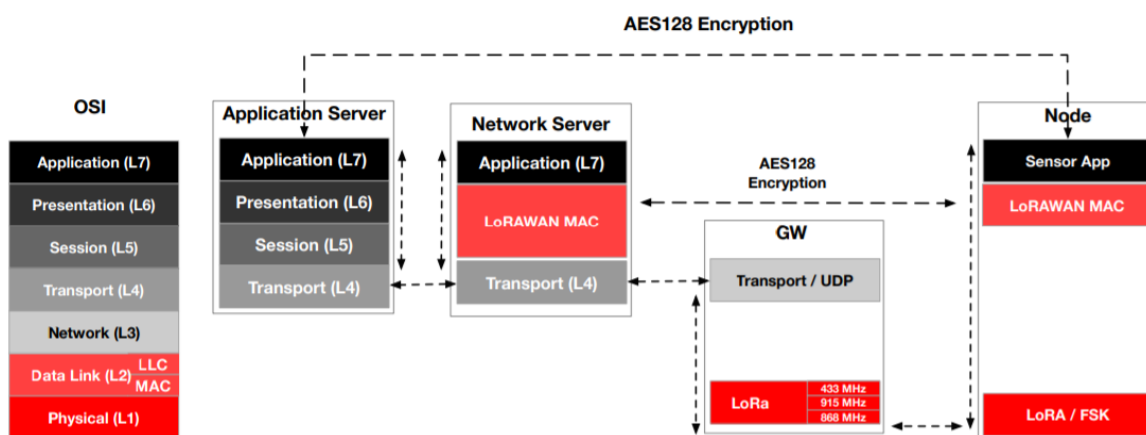
- Τα υποφάσματα 865.0 – 868.0 υποστηρίζουν μέγιστη ισχύ σήματος 25mw (14dBm) και 1% Duty Cycle. Υπάρχει πολύ περιθώριο σε αυτό το φάσμα για να εντάξουμε LoRa συσκευές.
- Το δεύτερο υποφάσμα 868.0 – 868.6 (600KHz) μπορεί να χωρέσει 3 – 4 διαφορετικές συσκευές LoRa ανάλογα με το bandwidth που χρησιμοποιούμε.
- Η 868.7 – 869.2 υπό – μπάντα υποστηρίζει ισχύ σήματος 25mw αλλά το duty cycle είναι 0.1%. Θα μπορούσε ίσως να χρησιμοποιηθεί από κάποια συσκευή που εκπέμπει πολύ λίγες φορές μέσα στην ημέρα, ή 2-3 ειπομπές πακέτων ανά ώρα.
- Η 869.3 – 869.4 δεν έχει duty cycle αλλά η ισχύς σήματος δεν μπορεί να ξεπερνάει τα 10mw, επομένως δεν είναι κατάλληλη για χρήση του LoRa
- Η υπό – μπάντα 869.4 – 869.65 έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Επιτρέπει ισχύ σήματος 500mw και duty cycle 10%, αλλά το bandwidth είναι αρκετά μικρό και χωράει μόνο μία συσκευή. Η μεγάλη ισχύς σήματος δεν μπορεί να αξιοποιηθεί από κάποια συσκευή με μπαταρία αλλά από κάποια που είναι μόνιμα στη παροχή ρεύματος, όπως ένα Gateway. Θεωρητικά αυτή η υπο-μπάντα θα μπορούσε να αποβεί πολύ βοηθητική σε περιπτώσεις αναβάθμισης λογισμικού μέσω του δικτύου LoRa.
- Η τελευταία υπο – μπάντα 869.7 – 870MHz είναι μια «κανονική» 25mw, 1% DC ζώνη, όπου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε έξτρα συσκευές LoRa [25].

2.2.4.3 Εύρος Ζώνης

Τυπικές τιμές bandwidth (BW) είναι οι 125, 250 και 500 kHz (μόνο στις περιοχές με 915MHz ISM) στις HF ISM 868 και 915 MHz band, ενώ οι 7.8, 10.4, 15.6, 20.8, 31.2, 41.7 και 62.5 kHz στις LF 160 και 480 MHz μπάντες.

2.2.5 Στρώματα αναφοράς OSI

Ο πολυεπίπεδος σχεδιασμός δικτύου παρέχει απρόσκοπτη επικοινωνία μεταξύ διαφορετικών στοιχείων δικτύου. Τα επίπεδα LoRaWAN μπορούν να αντιστοιχιστούν στο OSI για καλύτερη κατανόηση της υποκείμενης τεχνολογίας όπως παρουσιάζονται στο παρακάτω διάγραμμα. Οι πιο συχνόι τρόποι ανάπτυξης δικτύου LoRaWAN αποτελούνται από πολλαπλούς τελικούς κόμβους, ένα ή περισσότερα GW και τουλάχιστον ένα διακομιστή δικτύου για την δημιουργία ενός πλήρους δικτύου. Επομένως τα δίκτυα LoRaWAN αποτελούνται από GW και τελικούς κόμβους. Οι διακομιστές δικτύου είναι υπηρεσίες απλής εφαρμογής που λειτουργούν πάνω από το επίπεδο μεταφορών, ωστόσο, όλες οι λειτουργίες του επιπέδου MAC σε ολόκληρο το δίκτυο ελέγχονται από το διακομιστή δικτύου.



Εικόνα 6: Encryption σε LoRaWAN

2.2.6 Physical Layer – LoRa

Το Long Range (LoRa) είναι μια τεχνολογία φυσικού επιπέδου που εισήχθη από τη Semtech η οποία έχει την πνευματική ιδιοκτησία και τα δικαιώματα. Η διαμόρφωση LoRa επεκτείνει τις παραδοσιακές αρχές Spread Spectrum για να μειώσει το ποσό της ενέργειας που απαιτείται για τη μετάδοση δυαδικών ψηφίων πάνω από το κανάλι.

Ο ρυθμός δεδομένων (DR) σε εφικτή επικοινωνία μπορεί να υπολογιστεί από το εύρος ζώνης BW (Hz), το Spreading Factor (SF) και το Coding Rate (CR). Η διαμόρφωση LoRa έχει καλύτερη απόδοση από τις τεχνικές Frequency Hopping στη διαχείριση παρεμβολών. Η διαμόρφωση μπορεί να ανεχθεί παρεμβολές αυθαιρέτων επιπέδων ισχύος έως και 30% του μήκους συμβόλου με υποβάθμιση ευαισθησίας μικρότερη των 6 dB. Ο παράγοντας SF είναι η βασική μεταβλητή που διασφαλίζει την ποιότητα των υπηρεσιών. Όταν χρησιμοποιείτε το χαμηλότερο εύρος τιμών SF, ο

ρυθμός δεδομένων είναι πολύ υψηλός και ο χρόνος στον αέρα (time-on-air) παραμένει χαμηλός.

Τα υψηλότερα SF επεκτείνουν το εύρος αλλά περιορίζουν την ποιότητα της υπηρεσίας (QoS). Οι τιμές SF από 7 έως 12 επιτρέπουν ορθογώνιες επικοινωνίες, δηλαδή διαφορετικά δίκτυα ενώ μπορούν να μιλήσουν ταυτόχρονα στην ίδια ζώνη συχνοτήτων χωρίς παρεμβολές. Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει τιμές SF έναντι Chirps/Symbol and Demodulation SNR. Η διαμόρφωση SF LoRa βασίζεται στην αναπαράσταση της κάθε πληροφορία με πληροφορίες πολλαπλών αποστολών.

Ο ρυθμός μετάδοσης δεδομένων και η σχέση SF ορίζονται ως παρακάτω. Η εξίσωση (1) στην ενότητα 3.1 καθορίζει το ρυθμό μετάδοσης δεδομένων και τη σχέση μεταξύ SF, Symbol Rate (RS), εύρος ζώνης (BW) [26].

Πίνακας 2: Τιμές LoRa SF

Spreading Factor	Chirps/Symbol	Demodulation SNR
7	128	-7.5dB
8	256	-10dB
9	512	-12.5dB
10	1024	-15dB
11	2048	-17.5dB
12	4096	-20dB

2.2.7 Τοπολογία Δικτύου

Οι κόμβοι σε ένα δίκτυο LoRaWAN είναι ασύγχρονοι και επικοινωνούν όταν διαθέτουν δεδομένα έτοιμα να σταλούν είτε καθοδηγούνται από συμβάντα (events) είτε προγραμματίζονται. Αυτός ο τύπος πρωτοκόλλου αναφέρεται συνήθως ως μέθοδος Aloha. Σε ένα δίκτυο πλέγματος ή ένα σύγχρονο δίκτυο, οι κόμβοι συχνά πρέπει να «ξυπνούν» για να συγχρονιστούν με το δίκτυο και να ελέγχουν για τυχόν νέα μηνύματα που μπορεί να υπάρχουν. Αυτός ο συγχρονισμός καταναλώνει σημαντική ενέργεια μειώνοντας τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας της τερματικής συσκευής. Σε πρόσφατη μελέτη που έγινε από την GSMA για τις διάφορες τεχνολογίες που αφορούν τον χώρο LPWAN, το LoRaWAN έδειξε από 3 έως και 5 φορές πλεονέκτημα σε σύγκριση με όλες τις άλλες τεχνολογικές επιλογές.

Χωρητικότητα δικτύου: Προκειμένου να καταστεί βιώσιμο ένα δίκτυο τύπου star μεγάλης εμβέλειας, ο δρομολογητής πρέπει να έχει πολύ υψηλή χωρητικότητα ή δυνατότητα να λαμβάνει μηνύματα από έναν πολύ μεγάλο αριθμό κόμβων. Η υψηλή

χωρητικότητα δικτύου σε ένα δίκτυο LoRaWAN επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας προσαρμοστικό ρυθμό δεδομένων και χρησιμοποιώντας έναν πολυκάναλο πομποδέκτη πολλαπλών μόντεμ στο δρομολογητή, έτσι ώστε να μπορούν να λαμβάνονται ταυτόχρονα μηνύματα σε πολλά κανάλια.

Οι κρίσιμοι παράγοντες που επηρεάζουν την δυνατότητα λήψης μηνυμάτων είναι ο αριθμός των ταυτόχρονων καναλιών, ο ρυθμός δεδομένων (χρόνος στον αέρα), το μήκος ωφέλιμου φορτίου και η συχνότητα μετάδοσης των κόμβων. Δεδομένου ότι το LoRa είναι μια διαμόρφωση βασισμένη στο spread spectrum, τα σήματα είναι πρακτικά ορθογώνια μεταξύ τους, όταν χρησιμοποιούνται διαφορετικοί παράγοντες διάδοσης. Καθώς ο παράγοντας διάδοσης αλλάζει, ο πραγματικός ρυθμός δεδομένων επίσης τροποποιείται. Ο δρομολογητής εκμεταλλεύεται αυτή την ιδιότητα έχοντας τη δυνατότητα να λαμβάνει πολλές διαφορετικές ταχύτητες δεδομένων στο ίδιο κανάλι ταυτόχρονα. Εάν ένας κόμβος είναι κοντά σε ένα δρομολογητή, δεν υπάρχει λόγος να χρησιμοποιεί πάντα το χαμηλότερο ρυθμό δεδομένων και να γεμίζει το διαθέσιμο φάσμα περισσότερο από ό, τι χρειάζεται. Μετατοπίζοντας το ρυθμό δεδομένων υψηλότερα, ο χρόνος στον αέρα μειώνεται προσφέροντας περισσότερο πιθανό χώρο για άλλους κόμβους για μετάδοση.

Ο προσαρμοστικός ρυθμός δεδομένων βελτιστοποιεί επίσης τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας ενός κόμβου. Για να λειτουργήσει ο προσαρμοστικός ρυθμός δεδομένων, απαιτείται συμμετρικός επάνω και κάτω σύνδεσμος με επαρκή χωρητικότητα ζεύξης. Αυτές οι δυνατότητες επιτρέπουν σε ένα δίκτυο LoRaWAN να έχει πολύ υψηλή χωρητικότητα και να κάνει το δίκτυο επεκτάσιμο. Ένα δίκτυο μπορεί να αναπτυχθεί με ελάχιστη υποδομή, καθώς μπορούν να προστεθούν περισσότεροι δρομολογητές, αυξάνοντας το ρυθμό μετάδοσης δεδομένων ενώ ταυτόχρονα μειώνει την ποσότητα της ακρόασης σε άλλους δρομολογητές κλιμακώνοντας τη χωρητικότητα κατά 6-8 περισσότερες φορές. Άλλες εναλλακτικές λύσεις LPWAN δεν έχουν τη δυνατότητα κλιμάκωσης του LoRaWAN λόγω τεχνολογικών συμβιβασμών, οι οποίες περιορίζουν την ικανότητα κατερχόμενης ζεύξης ή καθιστούν το εύρος κατερχόμενης ζεύξης ασύμμετρο με το εύρος ανερχόμενης ζεύξης.

Κλάσεις Συσκευών (Device Classes): Δεν είναι όλοι οι κόμβοι που δημιουργούνται της ίδιας κλάσης. Οι τελικές συσκευές εξυπηρετούν διαφορετικές εφαρμογές και έχουν διαφορετικές απαιτήσεις. Προκειμένου να βελτιστοποιηθεί μια ποικιλία προφίλ τελικών εφαρμογών, το LoRaWAN χρησιμοποιεί διαφορετικές κατηγορίες συσκευών. Οι κλάσεις συσκευών εξισορροπούν τον λανθάνοντα χρόνο επικοινωνίας της κατερχόμενης ζεύξης σε σχέση με τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας. Σε μία εφαρμογή τύπου ελέγχου ή ενεργοποιητή, η καθυστέρηση επικοινωνίας κάτω ζεύξης είναι ένας σημαντικός παράγοντας.

Αμφιατευθυντικές τελικές συσκευές (Κλάση A): Οι τελικές συσκευές της κλάσης A επιτρέπουν αμφίδρομες επικοινωνίες με τις οποίες η μετάδοση ανερχόμενης ζεύξης κάθε τελικής συσκευής ακολουθείται από δύο παράθυρα βραχείας λήψης. Η υποδοχή μετάδοσης, που προγραμματίζεται από την τελική συσκευή, βασίζεται στις δικές της ανάγκες επικοινωνίας με μια μικρή παραλλαγή, που βασίζεται σε τυχαία βάση χρόνου

(πρωτόκολλο τύπου ALOHA). Αυτή η λειτουργία κλάσης A είναι το σύστημα τελικής συσκευής χαμηλότερης ισχύος για εφαρμογές που απαιτούν επικοινωνία downlink μόνο από το διακομιστή αμέσως μετά την αποστολή μετάδοσης από την τελική συσκευή. Οι επικοινωνίες Downlink από το διακομιστή οποιαδήποτε άλλη στιγμή θα πρέπει να περιμένουν μέχρι την επόμενη προγραμματισμένη uplink.

Αμφίδρομες τελικές συσκευές με προγραμματισμένες υποδοχές λήψης (**Κλάση B**): Εκτός από τα παράθυρα τυχαίας λήψης κατηγορίας A, οι συσκευές κλάσης B ανοίγουν επιπλέον παράθυρα λήψης σε προγραμματισμένες ώρες. Για να ανοίξει η τελική συσκευή το παράθυρο λήψης της στην προγραμματισμένη ώρα, λαμβάνει ένα συγχρονισμένο σήμα από τον δρομολογητή. Αυτό επιτρέπει στον διακομιστή να γνωρίζει πότε ακούγεται η τελική συσκευή.

Αμφίδρομες τελικές συσκευές με μέγιστες υποδοχές λήψης (**Κλάση Γ**): Οι τελικές συσκευές της Κλάσης Γ έχουν σχεδόν συνεχώς ανοιχτά παράθυρα λήψης και κλειστά μόνο κατά τη μετάδοση.

Ασφάλεια: Είναι εξαιρετικά σημαντικό για κάθε LPWAN να ενσωματώνει ασφάλεια κατά την μετάδοση. Το LoRaWAN χρησιμοποιεί δύο επίπεδα ασφάλειας: ένα για το δίκτυο και ένα για την εφαρμογή. Η ασφάλεια δικτύου διασφαλίζει την αυθεντικότητα του κόμβου στο δίκτυο, ενώ το επίπεδο ασφάλειας της εφαρμογής διασφαλίζει ότι ο διαχειριστής δικτύου δεν έχει πρόσβαση στα δεδομένα εφαρμογής του τελικού χρήστη. Η κρυπτογράφηση AES χρησιμοποιείται με την ανταλλαγή κλειδιών χρησιμοποιώντας ένα αναγνωριστικό IEEE EUI64. Τοπική κάλυψη: Το LoRaWAN διαφέρει ελαφρώς από περιοχή σε περιοχή με βάση τις διάφορες περιφερειακές κατανομές φάσματος και τις κανονιστικές απαιτήσεις. Οι προδιαγραφές LoRaWAN για την Ευρώπη και τη Βόρεια Αμερική είναι προκαθορισμένες, αλλά σε άλλες περιοχές εξακολουθούν να προσδιορίζονται από τεχνική επιτροπή [27][28].

Το LoRaWAN για την Ευρώπη ορίζει δέκα κανάλια, οκτώ από τα οποία είναι ρυθμού πολλαπλών δεδομένων από 250bps έως 5,5 kbps, ένα κανάλι LoRa υψηλού ρυθμού δεδομένων στα 11kbps και ένα κανάλι FSK στα 50kbps. Η μέγιστη ισχύς εξόδου που επιτρέπει το ETSI στην Ευρώπη είναι + 14dBm, με εξαίρεση τη ζώνη G3 που επιτρέπει + 27dBm. Υπάρχουν περιορισμοί κύκλου λειτουργίας στο πλαίσιο του ETSI, αλλά δεν υπάρχουν μέγιστοι περιορισμοί χρόνου μετάδοσης ή παραμονής στο κανάλι. Σύγκριση επιλογών τεχνολογίας LPWAN: Υπάρχει μεγάλη δραστηριότητα στον τομέα IoT συγκρίνοντας επιλογές LPWAN τόσο από τεχνική σύγκριση, όσο και από επιχειρηματική άποψη. Τα δίκτυα LPWAN αναπτύσσονται τώρα, επειδή υπάρχει μια ισχυρή επιχειρηματική ανάγκη, που υποστηρίζει την άμεση ανάπτυξη και το κόστος ανάπτυξης του δικτύου σε ελεύθερες ζώνες συχνοτήτων, όπου απαιτείται πολύ λιγότερο κεφάλαιο. Τα ζητήματα που αφορούν τη σύγκριση διαφορετικών τεχνολογιών LPWAN είναι:

- Ευελιξία για στόχευση μεγάλης ποικιλίας εφαρμογών
- Ασφάλεια στο πρωτόκολλο επικοινωνίας
- Τεχνικές πτυχές - εύρος, χωρητικότητα, αμφίδρομη επικοινωνία, ανθεκτικότητα σε παρεμβολές

- Κόστος ανάπτυξης δικτύου, κόστος BOM (Bill of Material) τελικού κόμβου, κόστος μπαταρίας (μεγαλύτερος συντελεστής BOM)
- Οικοσύστημα παρόχων λύσεων για ευέλικτα επιχειρηματικά μοντέλα
- Διαθεσιμότητα τελικών προϊόντων για να εξασφαλιστεί η απόδοση επένδυσης δικτύου

Με βάση τα προηγούμενα, το LoRaWAN υπερέρχει σε σχέση με τον ανταγωνισμό στα ακόλουθα:

- Μεγάλη εμβέλεια: Σύνδεση συσκευών μέχρι και 48km
- Χαμηλή ενέργεια: Χαμηλή κατανάλωση ενέργειας και επέκταση ζωής μπαταριών έως και 10 χρόνια
- Ασφάλεια: Διαθέτει end-to-end AES 128 κρυπτογράφηση με ταυτοποίηση, προστασία ακεραιότητας και εμπιστευτικότητα
- Τυποποίηση: Προσφέρει διαλειτουργικότητα συσκευών και παγκόσμια διαθεσιμότητα δικτύων LoRaWAN.

2.2.8 Σενάρια Χρήσης LoRaWAN

Πολλές είναι οι εφαρμογές και τα σενάρια χρήσης στο πλαίσιο των οποίων δραστηριοποιούνται δημόσιοι και ιδιωτικοί φορείς εκμεταλλευόμενοι τη τεχνολογία του LoRaWAN. Μερικές από τις πιο βασικές εφαρμογές είναι:

• Πρόληψη φυσικών καταστροφών: Το πλεονέκτημα που εισάγει η παραπάνω τεχνολογία με δυνατότητα συνδεσιμότητας μέχρι και αρκετά χιλιόμετρα σε LoS μπορεί να θεωρηθεί καρποφόρα στην πρόληψη από φυσικές καταστροφές. Κάποια από τα σενάρια φυσικών καταστροφών θα ήταν η έγκαιρη ενημέρωση πολιτών που βρίσκονται εντός μιας τοποθεσίας παραδείγματος χάρη σε περίπτωση σεισμού, πλημμύρας, πυρκαγιάς ή ακόμα και πανδημίας όπως του Covid19.

• Παρακολούθηση γεωργίας και παραγωγής ζώων: Καθώς μεγάλο μερίδιο πληθυσμού ασχολείται με τη γεωργία και τη κτηνοτροφία είναι πολύ σημαντικό το IoT σε συνδυασμό με τις δυνατότητες μεγάλης εμβέλειας κάλυψης όπως και επεκτασιμότητα μπαταρίας να δώσει λύσεις σε καθημερινά προβλήματα που βιώνει η παραπάνω ομάδα του πληθυσμού.

• Προστασία απειλούμενων ειδών: Πολλές είναι οι περιπτώσεις ιδιαίτερα σε περιοχές όπως Αφρική όπου ζώα κινδυνεύουν από εξαφάνιση ή λαθροθηρία το λεγόμενο poaching. Η συνδρομή της τεχνολογίας του LoRa σε συνδυασμό με τη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) θα μπορούσε να δώσει εναλλακτικές λύσεις στο πρόβλημα της λαθροθηρίας με τον εντοπισμό κίνησης ανθρώπων ή παράνομων πράξεων (λαθροθηρία ή κακοποίηση ζώων) και γενικότερα της προστασίας απειλούμενων ειδών.

• Έξυπνος έλεγχος βιομηχανίας: Με τον όρο industry 4.0 εννοούμε την τέταρτη βιομηχανική «επανάσταση». Στην ουσία αναφέρεται στην ενσωμάτωση τεχνολογιών

πληροφορική συμπεριλαμβανομένου και χρήση δικτύων IoT, με σκοπό την αυτοματοποίηση της βιομηχανίας και την μετάδοση δεδομένων μεταξύ των επιμέρους συστημάτων της βιομηχανίας και των μηχανών. Ένα από τα θετικά αποτελέσματα είναι η εξόρυξη γνώσης που μπορεί να γίνει, καθώς οι αισθητήρες μπορούν να λαμβάνουν πολλά δεδομένα κατά την διάρκεια της ημέρας. Αυτή η γνώση μπορεί να αξιοποιηθεί για την πρόβλεψη βλαβών, για τον καλύτερο προγραμματισμό της συντήρησης των διάφορων μηχανημάτων. Ένας άλλος τομέας που επωφελείται από την χρήση IoT τεχνολογιών είναι η αυτόνομη οδήγηση. Η βιομηχανία επωφελείται από την αυτόνομη οδήγηση, καθώς ήδη έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούνται στην ναυπηγική όπως και στην Amazon αυτόνομα οχήματα για μεταφορά αντικειμένων. Επιπλέον, ένας άλλος τομέας που χαρακτηρίζει το Industry 4.0 είναι το 3D printing.

- Έξυπνα σπιτία, κτίρια και γραφεία: Διάφορες εταιρείες στον τομέα έχουν ήδη ξεκινήσει τη δημιουργία του λεγόμενου έξυπνου σπιτιού. Αρχικά, γίνεται προσπάθεια να προσφερθεί στον χρήστη περισσότερη άνεση. Έτσι, για παράδειγμα έχει αναπτυχθεί ο οικιακός βοηθός όπως η Alexa από την Amazon, όπου αλληλοεπιδρά με τον χρήστη μέσω φωνητικών εντολών. Μέσω αυτών των εντολών, η Alexa δίνει πληροφορίες καιρού, τα νέα, βάζει ξυπνητήρι ενώ παίζει και μουσική. Οι δυνατότητες της επεκτείνονται, καθώς έχει την δυνατότητα να συνδέεται και με άλλες έξυπνες συσκευές, όπως τηλεοράσεις, συναγερμούς και κάμερες ασφαλείας με αποτέλεσμα να μπορεί να παρακολουθεί την ασφάλεια του σπιτιού. Εκτός από άνεση, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το IoT για μείωση των συνολικών δαπανών και εξοικονόμηση ενέργειας. Ένα τέτοιο παράδειγμα αποτελεί η εξοικονόμηση ηλεκτρικής ενέργειας. Για την επίτευξη αυτού του σκοπού, απαιτείται παρακολούθηση της κατανάλωσης, και μέσω IoT να προσφέρεται μια «ευφυΐα» στις συσκευές ώστε για παράδειγμα να ρυθμίζονται ανάλογα με τις ανάγκες χωρίς την παρέμβαση του ανθρώπου. Τέτοιες λειτουργίες είναι η διαχείριση του φωτισμού ανάλογα με την ύπαρξη ανθρώπου στον χώρο, η διαχείριση του κλιματισμού ανάλογα με την ύπαρξη ανθρώπου στο δωμάτιο και την υπάρχουσα θερμοκρασία.

- Έξυπνες πόλεις: Μια έξυπνη πόλη λέμε μια αστική περιοχή που ενσωματώνει διάφορες νέες τεχνολογίες για την συλλογή δεδομένων με σκοπό την βελτίωση στην διαχείριση διάφορων θεμάτων. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι η συμβολή στην διαχείριση της κυκλοφορίας. Συγκεντρώνοντας δεδομένα από αυτοκίνητα, πολίτες και από τους οδικούς σηματοδότες, μπορεί να γίνει πιο σωστή η ρύθμιση της οδικής κυκλοφορίας. Ακόμη, μπορεί με χρήση τέτοιων τεχνολογιών να γίνει καλύτερη διαχείριση του οδικού φωτισμού με αποτέλεσμα την εξοικονόμηση ενέργειας ενώ παράλληλα μπορεί να γίνει καλύτερη διαχείριση απορριμμάτων. Η διαχείριση απορριμμάτων αποτελεί μείζονος σημασίας σε περιοχές απομακρυσμένες όπως για παράδειγμα σε μικρά χωριά, όπου το απορριμματοφόρο πρέπει να περνάει κατά διαστήματα και όχι καθημερινά. Έτσι με χρήση IoT μπορεί το κέντρο να γνωρίζει αν οι κάδοι στα γύρω μικρά χωριά είναι γεμάτα και έτσι πρέπει να σταλθεί όχημα ή αν είναι άδεια να μην σταλθεί όχημα και να εξοικονομηθεί το κόστος της μεταφοράς.

- Έξυπνες εγκαταστάσεις μέτρησης (αέριο, νερό, ρεύμα):

• Παρακολούθηση υγείας (e-health): Η ενσωμάτωση των νέων τεχνολογιών στις υπηρεσίες υγείας δεν αποτελεί ανήκουστο γεγονός. Ήδη πολλές διαδικασίες για παράδειγμα στην οργάνωση των υπηρεσιών υγείας έχουν αυτοματοποιηθεί και χρησιμοποιούν το διαδίκτυο για την επικοινωνία με τον χρήστη και για τις εσωτερικές οργανωτικές διαδικασίες, κάνοντας χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για πρόβλεψη ασθενειών κλπ. Σε αυτό το πλαίσιο η τεχνολογία των ΙοΤ έχει αρχίσει να συμβάλει σε διάφορους τομείς της υγείας. Το ΙοΤ δίνει πλέον την δυνατότητα αλληλεπίδρασης μεταξύ μηχανών και αισθητήρων. Ένα μέρος στο οποίο εφαρμόζεται αυτή η δυνατότητα είναι η συνεχής παρακολούθηση του ασθενούς, μέσω διάφορων αισθητήρων που μετράνε διάφορα σημαντικά για την υγεία στοιχεία όπως την θερμοκρασία, την πίεση κτλ του ασθενούς και μέσω κάποιου δικτύου στέλνεται και γίνεται η επεξεργασία από τους γιατρούς, πολλές φορές ακόμα και σε πραγματικό χρόνο. Τέτοια συστήματα έχουν πολλά οφέλη, καθώς μπορεί το ιατρικό προσωπικό να παρέμβει άμεσα όταν τα βιομετρικά αυτά στοιχεία χειροτερεύσουν. Επιπλέον, παρόμοια συστήματα μπορεί να παίξουν καταλυτικό ρόλο στην ιατρική περίθαλψη ασθενών που βρίσκονται σε απομακρυσμένες περιοχές και είναι δύσκολο να μεταβεί κάποιος γιατρός από άλλη περιοχή κάποιας διαφορετικής ειδικότητας. Τέλος, το πλήθος των δεδομένων μπορεί να αποθηκευτούν και να αποτελούν το ιστορικό του ασθενή για μελλοντική χρήση δημιουργώντας έτσι μια ηλεκτρονική καρτέλα ασθενούς άμεσα διαθέσιμη τόσο στον ίδιο το πολίτη όσο και στους θεράποντες ιατρούς του[29].

Με την εμφάνιση του ΙοΤ, ένας αυξανόμενος αριθμός συσκευών χαμηλού κόστους προορίζονται να λειτουργήσουν αυτόνομα για μεγάλα χρονικά διαστήματα, συχνά μακριά από σημεία πρόσβασης routers και μη έχοντας πρόσβαση σε συνεχή παροχή ενέργειας.

Για το λόγο αυτό καθίστανται η ανάγκη χρήσης Low Power Wide Area τεχνολογιών μέσα από ένα δίκτυο LPWAN προσελκύοντας την ερευνητική προσοχή από εταιρείες και παγκόσμια κοινότητα ερευνητών. Πρακτικά η παραπάνω τεχνολογία επιτρέπει σε αυτές τις συσκευές να επικοινωνούν σε μεγάλες αποστάσεις (έως 20km κάτω από καλές συνθήκες), με σχετικά χαμηλή ισχύ. Η δυνατότητα εντοπισμού γεωγραφικών συσκευών αποτελεί μεγάλο ενδιαφέρον σε πολλές περιπτώσεις και σενάρια χρήσης, όπως συστήματα παρακολούθησης διάσωσης ευπαθών ομάδων που έχουν ανάγκη.

Στη βασική εφαρμογή του, περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός συνόλου γεωγραφικών συντεταγμένων και σχετίζεται στενά με τη χρήση συστημάτων εντοπισμού θέσης. Μια τέτοια εφαρμογή ενσωματωμένη με χρήση LoRaWAN μπορεί να είναι χρήσιμη για εντοπισμό θέσης βάσει περιοχής, με το πλεονέκτημα της απαίτησης λιγότερων και χαμηλού κόστους συσκευών με μπαταρίες μεγάλης διάρκειας. Το LoRa λειτουργεί σε διάφορες συχνότητες ανάλογα με την περιοχή, όπως 868 MHz για την Ευρώπη και 915 MHz για τη Βόρεια Αμερική.

Η γεωγραφική τοποθεσία μπορεί επίσης να επιτευχθεί μέσω του παγκόσμιου συστήματος εντοπισμού θέσης (GPS), αλλά μια τέτοια επιλογή μπορεί να είναι αρκετά δαπανηρή καθώς η κατανάλωση μπαταρίας με χρήση module GPS αυξάνεται

ειθδικά μειώνοντας τη διάρκεια ζωής της συσκευής. Αυτό οδηγεί την παραπάνω λύση ανέφικτη για ορισμένες εφαρμογές.

Πολλές εργασίες έχουν ασχοληθεί με το πρόβλημα της επιλογής παραμέτρων στα δίκτυα LoRa. Σε αυτήν την ενότητα, επισημαίνουμε έργα που στοχεύουν στη μείωση ενέργειας/κατανόμη πόρων στις εφαρμογές LoRa, χρησιμοποιώντας παραδοσιακές τεχνικές και αλγόριθμους ML. Επίσης, σημειώνεται η σημασία της χρήσης του ML στο LoRa και σε άλλες εφαρμογές, όπως ο εντοπισμός, δείχνοντας τη σημασία της ενσωμάτωσης των τεχνικών ML στο LoRa. Το ML και το LoRa μπορούν να ενισχύσουν την αποδοχή του IoT σε πολλές εφαρμογές στο μέλλον[30][31].

Αρχικά, στην βιβλιογραφική αναφορά [32] μελέτησαν τη διαφορετική ανάθεση SF προκειμένου να επαληθεύσουν τα θεωρητικά όρια αποκτώντας το πρακτικό προφίλ απόδοσης του ραδιοφώνου LoRa. Από την άλλη πλευρά, στην βιβλιογραφική αναφορά [33] μελέτησαν την ανάθεση SF σε αγροτικές περιοχές για να προσδιορίσουν την επίδραση στην κάλυψη του δικτύου κινητής τηλεφωνίας. Στην αναφορά [34] προσπαθούν να αποφορτίσουν την κυκλοφορία δεδομένων σε πολλά υποδίκτυα, χρησιμοποιώντας ιδιότητα πολλαπλής πρόσβασης που βασίζεται στο δίκτυο LoRa πολλαπλών hop.

Αυτό επιτεύχθηκε επιτρέποντας τη δυνατότητα μετάδοσης πακέτων παράλληλα με πολλαπλά SF. Επιπλέον οι συγγραφείς στην εργασία [35] από την άλλη, προτείνουν έναν ενεργειακά αποδοτικό μηχανισμό που αλλάζει δυναμικά τις τιμές SF και TP, σύμφωνα με τα αραιά πακέτα σε ένα δίκτυο LoRa. Τα αποτελέσματά τους βελτίωσαν την κατανάλωση ενέργειας ως μέρος της βελτιστοποίησης, ενώ είχαν αποδεικτό συμβιβασμό από την άποψη της απόδοσης. Επιπλέον, εκτός από τις ευρετικές μεθόδους ρύθμισης των διαφορετικών παραμέτρων LoRa, οι συγγραφείς της εργασίας [36] παρουσιάζουν ένα σύστημα που είναι αντίθετο με τις de facto αναπτύξεις LoRa.

Έτσι προτείνεται μια τοπολογία LoRa που βασίζεται σε δέντρο και δείχνει ότι σε μια τέτοια τοπολογία η κατανάλωση ενέργειας των κόμβων μπορεί να μετριάσει. Σε αυτό το πλαίσιο, οι συγγραφείς προτείνουν έναν ενεργειακά αποδοτικό αλγόριθμο δρομολόγησης για εφαρμογές LoRa multi hop. Οι συγγραφείς προτείνουν ότι η κατανάλωση ενέργειας μειώνεται [37]. Επίσης, οι Mukherjee, Jain, & Yang [38] έχουν επεκτείνει την παραπάνω μέθοδο χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα για τη διαδικασία ομαδοποίησης σε τεχνολογίες δικτύου επόμενης γενιάς.

Εκτός αυτού, οι Zourmand, Kun Hing, Wai Hung, & AbdulRehman [39] παρουσιάζουν την απόδοση και την πραγματική περιοχή κάλυψης του δικτύου LoRa τόσο σε εσωτερικούς όσο και σε εξωτερικούς χώρους, χρησιμοποιώντας διαφορετικές διαμορφώσεις στην τοπολογία και τις μεταβλητές SF που μελετούν τη συμπεριφορά της κατανάλωσης ενέργειας και τη συνολική απόδοση του συστήματος στις περιπτώσεις δικτύων LoRa. Επιπλέον, η σύγκριση που έγινε στην αναφορά [40] ήταν σημαντική για την επιλογή μας να χρησιμοποιήσουμε τον προσομοιωτή FLoRa («προσομοιωτής FLoRa», 2021) καθώς είναι ένα framework που επιτρέπει την εκτέλεση πειραμάτων προσομοιώνοντας δίκτυα LoRa.

Το ML μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες εφαρμογές σε δίκτυα LoRa. Για παράδειγμα, ο εντοπισμός κόμβων είναι μια εφαρμογή που το ML μπορεί να ωφελήσει τα δίκτυα LoRa [41]. Οι συντάκτες της παραπάνω αναφοράς συνέκριναν διάφορες τεχνικές εντοπισμού δικτύων LoRa, συμπεριλαμβανομένων αλγορίθμων που βασίζονται σε ML, όπως ομαδοποίηση και Βελτιστοποίηση μεγάλου αριθμού κοινωνικής εκμάθησης σωματιδίων (PSO). Μετά την παραπάνω μελέτη, χρησιμοποιούμε το ML για την αντιμετώπιση του προβλήματος μετάδοσης. Οι συγγραφείς στην εργασία [42] προτείνουν έναν αλγόριθμο παρακολούθησης με βάση την ένδειξη λήψης σήματος (RSSI) που χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα για εντοπισμό σε δίκτυα LoRa. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα έχουν καλή απόδοση σε αυτές τις περιπτώσεις.

Όσον αφορά τη βελτιστοποίηση δικτύου, οι Sandoval, Garcia-Sanchez & Garcia-Haro [43], εξέφρασαν τη διαδικασία ενημέρωσης των παραμέτρων LoRa, όπως το SF, ως πρόβλημα μάθησης ενίσχυσης. Η διαμόρφωση των παραμέτρων γίνεται από νευρωνικά δίκτυα. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις πολιτικές τους δείχνουν αύξηση της απόδοσης 147%. Επιπλέον, στην εργασία [44] προτείνεται ένας αλγόριθμος Q-Learning πολλών πρακτόρων προκειμένου να επιτευχθεί καλύτερη κατανομή πόρων σε δίκτυα LoRa. Ειδικότερα, το SF αλλάζει δυναμικά προκειμένου να μειθούν οι συγκρούσεις που μπορεί να προκύψουν λόγω μετάδοσης SF.

Τα αποτελέσματα που δόθηκαν ήταν καλά, αλλά η εισαγωγή του μηχανισμού τους αφορά τη θέση των κόμβων, κάτι που δεν είναι ρεαλιστικό για αρκετές εφαρμογές. Για παράδειγμα, εάν ο διαχειριστής δικτύου δεν γνωρίζει τη θέση του κόμβου, τότε είναι απαραίτητη μια μονάδα GPS, η οποία οδηγεί σε αύξηση της κατανάλωσης ενέργειας μετριάζοντας τα οφέλη του μηχανισμού. Οι Cuomo, Garlisi, Martino και Martino στην εργασία [45] διερευνούν τη δυνατότητα ενσωμάτωσης του ML για βελτιστοποίηση δικτύου LoRa.

Η μελέτη τους κατέληξε στην πρόταση συστήματος που χρησιμοποιεί διαφορετικά εργαλεία ML, όπως ομαδοποίηση, νευρωνικά δίκτυα μακροχρόνιας μνήμης και δέντρα αποφάσεων, προκειμένου να προβλεφθεί η περίοδος του χρόνου μεταξύ των αφίξεων των πακέτων, δείχνοντας πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα. Οι Park, Lee, & Joe στην αναφορά [46] προτείνουν ένα σύστημα βασισμένο στην ενίσχυση της μάθησης που αποδίδει τις βέλτιστες παραμέτρους LoRa όπως το SF, η ισχύς μετάδοσης (TP) και το εύρος ζώνης καναλιού. Οι Cui, & Joe [47] εφάρμοσαν αλγόριθμους ML για την αντιμετώπιση των συγκρούσεων που συμβαίνουν στα δίκτυα LoRa, με δυναμική κατανομή παραμέτρων. Συγκεκριμένα, χειρίζονται το πρόβλημα αποφυγής σύγκρουσης ως πρόβλημα χρονικής σειράς και εφαρμόζουν φίλτρο Kalman Μακράς Βραχυπρόθεσμης μνήμης για την πρόβλεψη των συγκρούσεων.

3

Μελέτη LoRa & LoRaWAN

Η LoRa Alliance είναι μια ανοιχτή, μη κερδοσκοπική ένωση που ιδρύθηκε το 2015. Υποστηρίζει την ανάπτυξη του πρωτοκόλλου LoRaWAN και διασφαλίζει τη διαλειτουργικότητα όλων των προϊόντων και τεχνολογιών LoRaWAN. Σήμερα, η LoRa Alliance ενώ έχει πάνω από 500 μέλη σε όλο τον κόσμο.

3.1 LoRa και LoRaWAN

Η διαφορά μεταξύ LoRa και LoRaWAN είναι ότι το πρώτο σχετίζεται με το φυσικό στρώμα σε αντίθεση με το δεύτερο που είναι υπεύθυνο για την επικοινωνία. Οι τελικοί κόμβοι στη περίπτωση του LoRaWAN, μπορούν να χρησιμοποιήσουν έναν ή περισσότερους σταθμούς βάσης ή GWs για την επικοινωνία τους.

Κάθε διαφορετικός σταθμός βάσης είναι υπεύθυνος για την παράδοση του πακέτου που λαμβάνεται μέσω LoRa σε έναν διακομιστή δικτύου (network server) που βρίσκεται στο cloud χρησιμοποιώντας είτε δίκτυο κινητής τηλεφωνίας είτε Wi-Fi συνδεσιμότητα. Στο πρωτόκολλο LoRaWAN ένας έξυπνος μηχανισμός για να φιλτράρουμε τυχόν διπλότυπα πακέτα κατά τη μετάδοση της πληροφορίας από διαφορετικούς σταθμούς βάσης είναι με την ενσωμάτωση ανά τακτά χρονικά διαστήματα αναγνωριστικών (ACK).

Πολλές είναι οι φορές ωστόσο που οι τελικοί κόμβοι ενδέχεται να κινούνται ή να βρίσκονται σε στατική θέση εντός μιας τοπολογίας δημιουργώντας ζητήματα παράδοσης μηνυμάτων και πακέτων από σταθμό βάσης σε άλλο σταθμό βάσης (το λεγόμενο handover). Αυτό είναι ένα σημαντικό πλεονέκτημα όσον αφορά την IoT τεχνολογία καθώς οι απαιτήσεις τόσο δικτύου όσο και ενεργειακής κατανάλωσης είναι πολύ μεγάλες. Έτσι μετατρέπεται το LoRa σε έναν ιδανικό υποψήφιο για εφαρμογές τύπου IoT που αφορούν εντοπισμό θέσης, παρακολούθηση στοιχείων υγείας, κ.ά.

Τέλος, διατηρεί επίσης σε χαμηλό επίπεδο τη διαταραχή του σήματος ενώ ταυτόχρονα το φάσμα εξάπλωσης παρέχει ορθογώνιο διαχωρισμό μεταξύ σημάτων

χρησιμοποιώντας ένα μοναδικό συντελεστή (Spreading Factor) στο κάθε σήμα έτσι ώστε να επιτευχθεί καλύτερη μετάδοση των δεδομένων.

Αντίστροφα, όταν μια συσκευή βρίσκεται μακριά από ένα σταθμό βάσης ενδέχεται να προκληθούν διαταραχές σήματος. Έτσι, μπορούμε να μεταδώσουμε σε μεγαλύτερη απόσταση αλλά η ταχύτητα είναι χαμηλότερη. Ο παρακάτω τύπος δείχνει τη μαθηματική σχέση μεταξύ chirp και ρυθμός συμβόλων και τον απαιτούμενο ρυθμό δεδομένων κατά τη μετάδοση:

$$R_b = SF * \frac{1}{\left\lfloor \frac{2^{SF}}{BW} \right\rfloor} \frac{\text{bits}}{s} \quad (1)$$

όπου το SF είναι ο παράγοντας διάδοσης και το BW είναι το εύρος ζώνης διαμόρφωσης (Hz).

Ο ρυθμός δεδομένων R_b είναι άμεσα ανάλογος με τον παράγοντα διασποράς SF. Αυτοί οι παράγοντες διάδοσης χρησιμοποιούνται για τη ρύθμιση της ταχύτητας του σήματος ανάλογα με την απόσταση. Το εύρος ζώνης είναι επίσης η πιο σημαντική παράμετρος της διαμόρφωσης LoRa. Ένα σύμβολο LoRa αποτελείται από 2^{SF} chirps, το οποίο καλύπτει ολόκληρη τη ζώνη συχνοτήτων. Ο ρυθμός chirp σε κάθε περίπτωση εξαρτάται μόνο από την τιμή εύρους ζώνης, καθώς ισούται με το εύρος ζώνης (ένα chirp ανά δευτερόλεπτο ανά Hertz ή εύρος ζώνης). Αυτό έχει πολλές συνέπειες κυρίως σε συσκευές χαμηλής ισχύος.

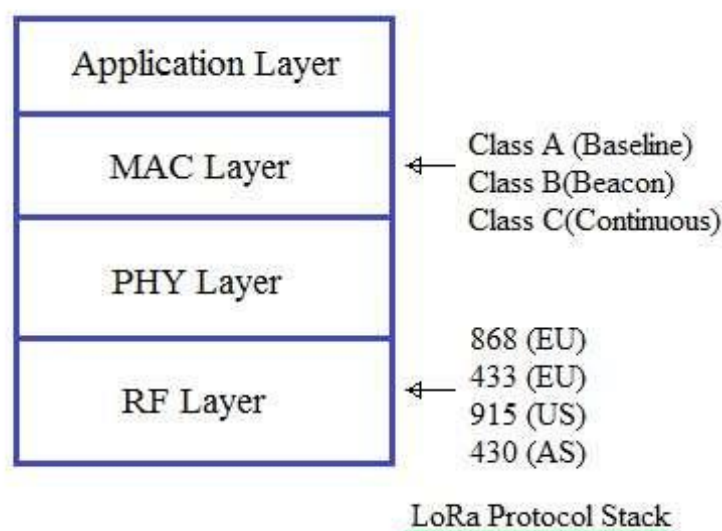
Μια αύξηση σε έναν από τους παράγοντες εξάπλωσης θα υποδιαιρέσει το εύρος συχνότητας ενός chirp ενώ θα πολλαπλασιάσει τη διάρκεια ενός συμβόλου επί δύο. Δεν θα διαιρέσει το ρυθμό bit με δύο, καθώς ένα άλλο bit θα μεταδίδεται σε κάθε σύμβολο. Αυτή η ιδέα είναι πολύ σημαντική, καθώς σε περιβάλλοντα IoT, οι έξυπνες συσκευές αντιμετωπίζουν συχνά ζητήματα που σχετίζονται με την ενέργεια, ειδικά όταν η διάρκεια ζωής της μπαταρίας τους είναι μερικές ώρες. Η κατάλληλη επιλογή του SF καθορίζει το εύρος επικοινωνίας και τον ρυθμό δεδομένων της φυσικής συσκευής IoT προς το κεντρικό σταθμό βάσης.

Για την αξιολόγηση μιας τεχνικής διαμόρφωσης, απαιτούνται μαθηματικές σχέσεις BER προς E_b / N_0 (Energy per bit to Noise ratio) [26]. Ο γενικός μαθηματικός τύπος για τον υπολογισμό BER βάσει των τιμών SNR δίνεται στον παρακάτω τύπο:

$$\frac{E_b}{N_0} (dB) = SNR (dB) + 10 \log \frac{BW}{R_b} (dB) \quad (2)$$

3.2 MAC Layer - LoRaWAN

Το LoRa καθώς και άλλες τεχνολογίες στενής ζώνης πρέπει να είναι αποτελεσματικές, με οποιοδήποτε κόστος σε περισσότερη ενέργεια ή καθυστέρηση (χρόνος αέρα πλαισίου). Για να ξεπεραστεί αυτό το πρόβλημα, το LoRaWAN χρησιμοποιεί αρκετά απλή στρατηγική διαχείρισης καναλιού, ώστε οι τελικές συσκευές να είναι οικονομικά αποδοτικές. Το LoRaWAN υιοθετεί το καθαρό Aloha με πρόσθετους μηχανισμούς ACK για απλοποίηση του μέσου ελέγχου πρόσβασης. Το πρωτόκολλο επιπέδου MAC ορίζει μία υποχρεωτική και δύο προαιρετικές τάξεις για διαφορετικές πιθανές περιπτώσεις χρήσης όπως παρουσιάζονται στη παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 7: LoRaWAN MAC Layer and Classes

3.2.1 LoRaWAN – Classes

Το LoRaWAN έχει τρεις βασικές στρατηγικές πρόσβασης καναλιού ομαδοποιημένες ως Class A, B και C. υποχρεωτικές και όλες οι τελικές συσκευές πρέπει να εφαρμόζουν τις προδιαγραφές πρωτοκόλλου.

Το LoRaWAN υιοθετεί τυχαία πρόσβαση τύπου ALOHA για να διατηρήσει την πολυπλοκότητα του δικτύου όσο το δυνατόν πιο απλή και μεγιστοποίηση της εξοικονόμησης ενέργειας. Στις συσκευές της κατηγορίας A, το downlink (DL) ελέγχεται από τον τελικό κόμβο και οι συσκευές δεν έχουν ενεργά παράθυρα λήψης DL. Μόνο δύο παράθυρα λήψης DL ενεργοποιούνται μετά την πραγματοποίηση της μετάδοσης uplink (UL). Κάθε πακέτο για μετάδοση από το GW στον κόμβο πρέπει

να περιμένει το επόμενο μήνυμα UL. Έτσι, οι συσκευές κλάσης A είναι οι πιο ενεργειακά αποδοτικές.

Πίνακας 3: Τιμές LoRa SF

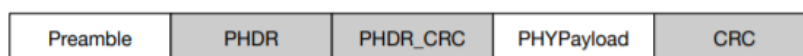
Class	Κατανάλωση Ενέργειας	Περιγραφή
A	Πιο αποδοτική	Πρέπει να υποστηρίζεται από τερματικές συσκευές
B	Αποδοτική με ελεγχόμενο DL	Επικοινωνία με αυλακώσεις συγχρονισμένη με πλαίσια φάρου
C	Λιγότερο αποδοτική	Οι συσκευές ακούν συνεχόμενα.

Οι συσκευές κατηγορίας B ελέγχουν τα παράθυρα λήψης με προκαθορισμένες χρονικές θέσεις και ανοιχτές τελικές συσκευές με DL μόνο προγραμματισμένες ώρες. Οι χρονομετρητές τελικού κόμβου ελέγχονται από τα πλαίσια Beacon από το GW. Οι συσκευές κλάσης C είναι οι λιγότερο αποδοτικές συσκευές, καθώς τα παράθυρα λήψης DL είναι πάντα ενεργά. Συσκευές της κατηγορίας A και B έχουν μεγαλύτερη καθυστέρηση σε σύγκριση με τους κόμβους κατηγορίας Γ.

3.2.2 Physical Message Formats

Τα μηνύματα UL μεταδίδονται από τους τελικούς κόμβους στο μέσο και λαμβάνονται από όλα τα GW στην περιοχή.

Ο διακομιστής δικτύου εξαλείφει τα διπλά πλαίσια και γίνεται επεξεργασία του κάθε πακέτου που λαμβάνεται.

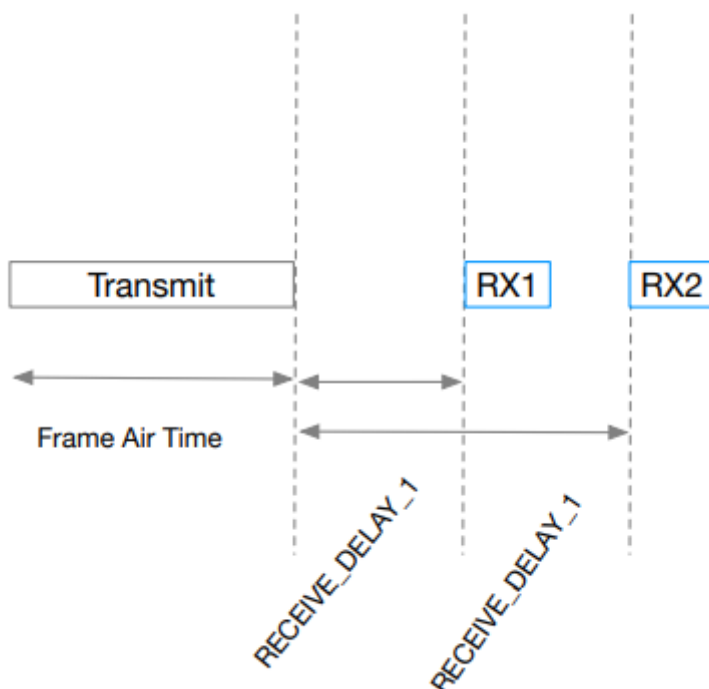


Εικόνα 8: LoRaWAN Uplink Frame Format.

Τα μηνύματα DL αποστέλλονται από τον διακομιστή δικτύου στις συσκευές μέσω του GW. Τα μηνύματα DL αποστέλλονται σε έναν μόνο ακραίο κόμβο. Το LoRaWAN είναι ένα πρωτόκολλο μεμονωμένου hop και δεν υποστηρίζει δρομολόγηση ή παράδοση πακέτων multi-hop. Η μορφή πλαισίου DL φαίνεται στη παρακάτω εικόνα.

Η λήψη παραθύρων είναι ένας έλεγχος πρόσβασης υποδοχής που ξεκινά μέσω ενός μηνύματος UL από τους τελικούς κόμβους. Το πρώτο παράθυρο λήψης DL RX1 ανοίγει έως RECEIVE_DELAY1 δευτερόλεπτα (+/- 20 μικροδευτερόλεπτα)

χρησιμοποιώντας το ίδιο κανάλι όπως φαίνεται και παρακάτω. Το RX2 έχει ρυθμιζόμενο ρυθμό δεδομένων και συχνότητα.



Εικόνα 9: DL Receive window

3.2.3 MAC Message Formats

Το πεδίο κεφαλίδας MAC (MHDR) διαθέτει διαφορετικά μηνύματα MAC όπως φαίνεται στο Πίνακας 4.

Πίνακας 4: LoRaWAN MAC Message Types.

MType	Περιγραφή
000	Join Request
001	Join Accept
010	Unconfirmed Data Up
011	Unconfirmed Data Down
100	Confirmed Data Up
101	Confirmed Data Down

110	RFU
111	Proprietary

Τα μηνύματα Join Request and Accept χρησιμοποιούνται από τη διαδικασία Over The Air Activation (OTAA).

Τα μηνύματα δεδομένων μπορεί να είναι είτε εντολές MAC είτε μηνύματα δεδομένων. Τα μη επιβεβαιωμένα μηνύματα δεν απαιτούν οποιονδήποτε μηχανισμό αναγνώρισης (ACK) για τον έλεγχο της παράδοσης μηνυμάτων.

3.2.4 MAC Commands

Το πρωτόκολλο LoRaWAN εκτελεί έναν απλό μηχανισμό ελέγχου για τον συντονισμό του μέσου και των τελικών συσκευών μέσω των εντολών. Οι εντολές MAC αναγνωρίζονται από ένα αναγνωριστικό οπτάδας που ονομάζεται CID (Command Identifier). Κάθε εντολή έχει ένα προκαθορισμένο μήκος και πρέπει να προσδιοριστεί σωπηρά από την εφαρμογή.

Πίνακας 5: LoRaWAN MAC εντολές.

CID	Εντολή	Transmitted By	Περιγραφή
0x02	LinkCheckReq	Node	Connection validation
0x03	LinkCheckAns	GW	Reply to LinkCheckReq
0x03	LinkADRReq	GW	Adjust node data rate, tx power, rx rate or channel
0x04	LinkADRAns	Node	Response to LinkADRReq.
0x04	DutyCycleReq	GW	Set tx duty cycle.
0x04	DutyCycleAns	Node	Response DutyCycleReq
0x05	RXParamSetupReq	GW	Set rx slot parameters
0x05	RXParamSetupAns	Node	Response RXParamSetupReq
0x06	DevStatusReq	GW	Request status of node
0x06	DevStatusAns	Node	Response to DevStatusReq with battery level ad

			demodulation margin.
0x07	NewChannelReq	GW	Setup/modify new radio channel.
0x07	NewChannelAns	Node	Response to NewChannelReq
0x08	RXTimingSetupReq	GW	Set reception slot timing.
0x08	RXTimingSetupAns	Node	Response to RXTimingSetupReq.

Η εντολή LinkCheckReq χρησιμοποιείται από την τελική συσκευή για την επικύρωση της συνδεσιμότητας δικτύου. Το LinkCheckAns είναι η απάντηση από το GW συμπεριλαμβανομένου του GwCnt υποδεικνύοντας τον αριθμό των GW που έλαβαν το αίτημα με επιτυχία.

Το LinkADRRReq αποστέλλεται από το GW μέσω των κόμβων για να υιοθετήσει ένα ρυθμό δεδομένων ADR (ρυθμός προσαρμογής δεδομένων). Το μήνυμα περιέχει DataRate και Tx ισχύ εξόδου TXPower με τιμές συγκεκριμένες για την περιοχή. Επίσης, τα uplink κανάλια κωδικοποιούνται χρησιμοποιώντας το πεδίο ChMask στο μήνυμα. Το LinkADRAns αποστέλλεται από τελικές συσκευές υποδεικνύοντας ότι ζητήθηκε DataRate, Tx Power και καταστάσεις καναλιού.

Το DutyCycle ελέγχεται μέσω του αιτήματος DutyCycleReq και το μήνυμα περιέχει πεδίο MaxDCycle στο εύρος [0:15] που πρέπει να εφαρμοστεί για όλες τις υποζώνες.

Το RXParamSetupReq ελέγχει το ρυθμό δεδομένων του δεύτερου παραθύρου λήψης (RX2) και τη συχνότητα για κάθε uplink. Το RXParamSetupAns περιέχει bit κατάστασης που υποδεικνύουν ότι η διαμόρφωση είναι επιτυχής ή μη έγκυρη.

Το DevStatusReq είναι ένα κενό μήνυμα που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της κατάστασης των τελικών συσκευών. Απαντήσεις τελικής συσκευής σχετικά με μηνύματα που αφορούν τη στάθμη μπαταρίας, περιθώριο διαμόρφωσης του λόγου SNR με το DevStatusAns.

Ο διακομιστής δικτύου μπορεί να τροποποιήσει ένα υπάρχον κανάλι ή να προσθέσει ένα νέο με την εντολή NewChannelReq. Το μήνυμα περιέχει κεντρική συχνότητα και εύρος χρήσιμων ρυθμών δεδομένων.

Σύμφωνα με το πρωτόκολλο, οι τελικές συσκευές πρέπει να χειρίζονται σε 16 διαφορετικά κανάλια ευρετηριασμένα μέσω 0 έως N-1 όπου N είναι ο αριθμός των προεπιλεγμένων καναλιών. Το ChIndex είναι το ευρετήριο του καναλιού που διαμορφώνεται.

Το πεδίο Freq είναι ακέραιος αριθμός 24 bit και παραπέμπει στην πραγματική συχνότητα ($100 \times \text{Freq}$).

Για περιπτώσεις μελλοντικής χρήσης, η συχνότητα μπορεί να ρυθμιστεί από 100-1707 MHz με βήματα 100 Hz. Αν η τιμή έχει οριστεί σε 0, το κανάλι είναι απενεργοποιημένο. Το υποπεδίο `DrRange` στο `NewChannelReq` καθορίζει το επιτρεπόμενο εύρος δεδομένων για το δεδομένο κανάλι με εύρος 4 bit. Το πεδίο `DrRange` έχει `min` και `max` ρυθμό δεδομένων που αναφέρονται ως `MinDR`, `MaxDR`. Το `DrRange = 0 × 50` αναφέρεται σε `DR0/125 kHz – DR5/125 kHz` και είναι διαθέσιμα.

Η τελική συσκευή στέλνει ένα πλαίσιο `ACK` υποδεικνύοντας την κατάσταση του αιτήματος `NewChannelReq` αν είναι επιτυχημένο ή όχι.

Η καθυστέρηση μεταξύ `uplink Tx` και του πρώτου παραθύρου λήψης έχει ρυθμιστεί με το `RXTimingSetupReq` μήνυμα. Το δεύτερο παράθυρο λήψης ανοίγει μετά από ένα δευτερόλεπτο του πρώτου παραθύρου[48].

3.2.5 Class B: Synchronized Reception Window

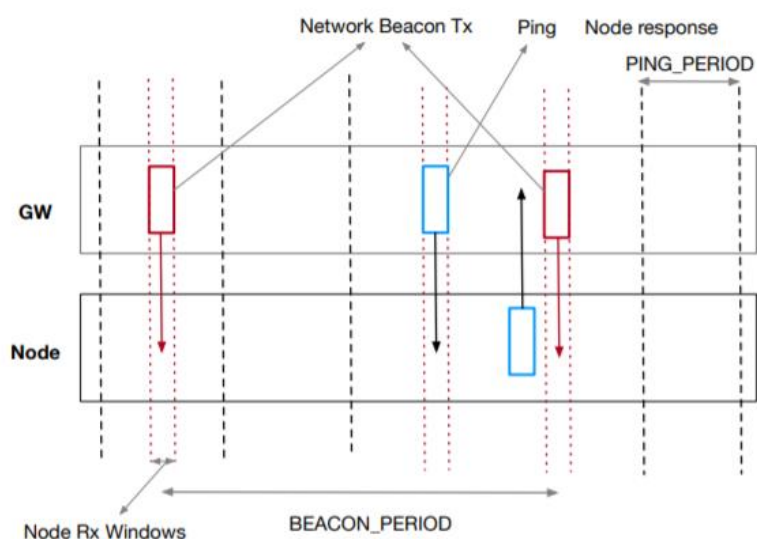
Η τελική συσκευή στέλνει ένα πλαίσιο `ACK` υποδεικνύοντας την κατάσταση του αιτήματος. Οι προδιαγραφές συσκευής κατηγορίας B στοχεύουν στην επίλυση περιορισμένου μηνύματος DL στην κλάση. Στην κλάση B, τα GW μεταδίδουν ένα μήνυμα μετάδοσης στους κόμβους μια αναφορά χρόνισμού.

Οι τελικοί κόμβοι χρησιμοποιούν αυτήν την αναφορά για να ανοίξουν το παράθυρο λήψης που ονομάζεται "υποδοχέας ring" για να ξεκινήσει το DL και η διαδικασία λήψης.

Όλοι οι κόμβοι στο δίκτυο πρέπει να εφαρμόσουν την κλάση A και να ξεκινήσουν το δίκτυο με την ίδια σύνδεση-διαδικασία. Εάν μια τελική συσκευή αποφασίσει να λειτουργήσει ως συσκευή κατηγορίας B, πρέπει να ακολουθήσει τα εξής βήματα:

- Ο κόμβος κάνει αίτημα να λειτουργήσει ως λειτουργία κλάσης B και αναζητά έναν φάρο. Το αίτημα απόκτησης φάρου μπορεί να επιστρέψει `BEACON_LOCKED` ή όχι `BEACON_NOT_FOUND` με τη βοήθεια του `BeaconTimingReq` μηνύματος.
- Ο κόμβος επιλέγει έναν κατάλληλο ρυθμό δεδομένων και χρονική περίοδο υποδοχής ring ανάλογα με το σήμα-δύναμη καθώς και το επίπεδο μπαταρίας.
- Η λειτουργία κατηγορίας B ελέγχεται στο πεδίο `FCTRL` σε κάθε UL καρέ που μεταδίδεται από την τελική συσκευή.
- Η τελική συσκευή αναφέρει περιοδικά τη θέση της και τη διαδρομή DL στον διακομιστή δικτύου.
- Εάν δεν έχει ληφθεί πλαίσιο φάρου για δεδομένο χρόνο, οι συσκευές επιστρέφουν στη συσκευή της κατηγορίας A.

Οι περίοδοι φάρων και οι αναφορές χρόνισμού παρουσιάζονται συνοπτικά στην Εικόνα 10.



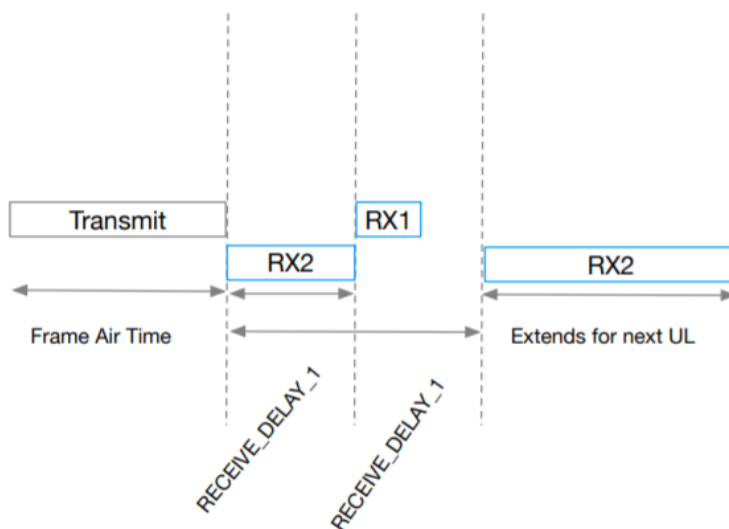
Εικόνα 10: Class B reception window and beacon timing.

Πίνακας 6: LoRaWAN Class B MAC Commands.

CID	Εντολή	Transmitted By	Περιγραφή
0x10	PingSlotInfoReq	Node	Periodic ping unicast message.
0x10	PingSlotInfoAns	GW	Reply to PingSlotInfoReq.
0x11	PingSlotChannelReq	GW	Sets ping channel for node.
0x11	PingSlotFreqAns	Node	Response to PingSlotChannelReq
0x12	BeaconTimingReq	Node	Request to next beacon timing and channel
0x12	BeaconTimingAns	G2	Response BeaconTimingReq.
0x13	BeaconFreqReq	GW	Configuration of beacon broadcast frequency
0x13	BeaconFreqAns	Node	Response BeaconFreqReq.

3.2.6 Class C: Continuous Listening Nodes

Οι συσκευές της κλάσης C εφαρμόζουν τον υποχρεωτικό μηχανισμό παραθύρου λήψης κατηγορίας A και αυτές τις συσκευές διατηρούν τα παράθυρα υποδοχής ανοιχτά μετά από δευτερόλεπτα με καθυστέρηση RECEIVE_DELAY2. Αυτή η διαδικασία φαίνεται στη παρακάτω εικόνα.

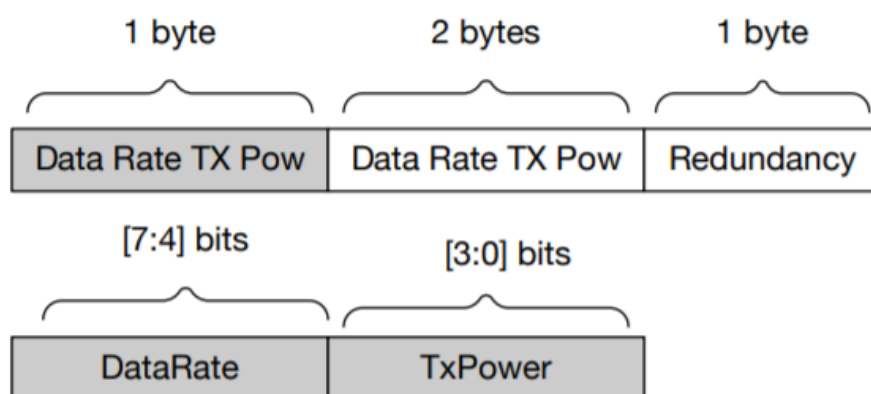


Εικόνα 11: Class C reception window and beacon timing.

3.2.7 Προσαρμοστικός Ρυθμός Δεδομένων

Το πρωτόκολλο υποστηρίζει έναν ενσωματωμένο μηχανισμό ελέγχου ταχύτητας δεδομένων ο οποίος επιτρέπει την ύπαρξη τελικών κόμβων ενώ έχει ρυθμιστεί με διαφορετικούς ρυθμούς δεδομένων ανάλογα με την κατάσταση του δικτύου. Ωστόσο, το πρωτόκολλο δεν ορίζει αλγόριθμο για τον έλεγχο του ρυθμού μετάδοσης κόμβου, ενώ ο διακομιστής δικτύου από την άλλη πλευρά πρέπει να το εφαρμόσει ανάλογα με τις συνθήκες.

Στόχος του προσαρμοστικού ρυθμού δεδομένων ή ακόμα καλύτερα Adaptive Data Rate (ADR) είναι να μειώσει το χρόνο μετάδοσης καρτέ αφού οι κόμβοι που βρίσκονται πιο κοντά στα GW μπορούν να χρησιμοποιήσουν χαμηλότερες τιμές SF ενώ έχουν υψηλότερα ποσοστά μετάδοσης που θα μειώσουν τη χρήση του καναλιού και την κατανάλωση ενέργειας. Η διαδικασία ADR ξεκινά με την εντολή LinkADRReq που δίνει τις παραμέτρους.

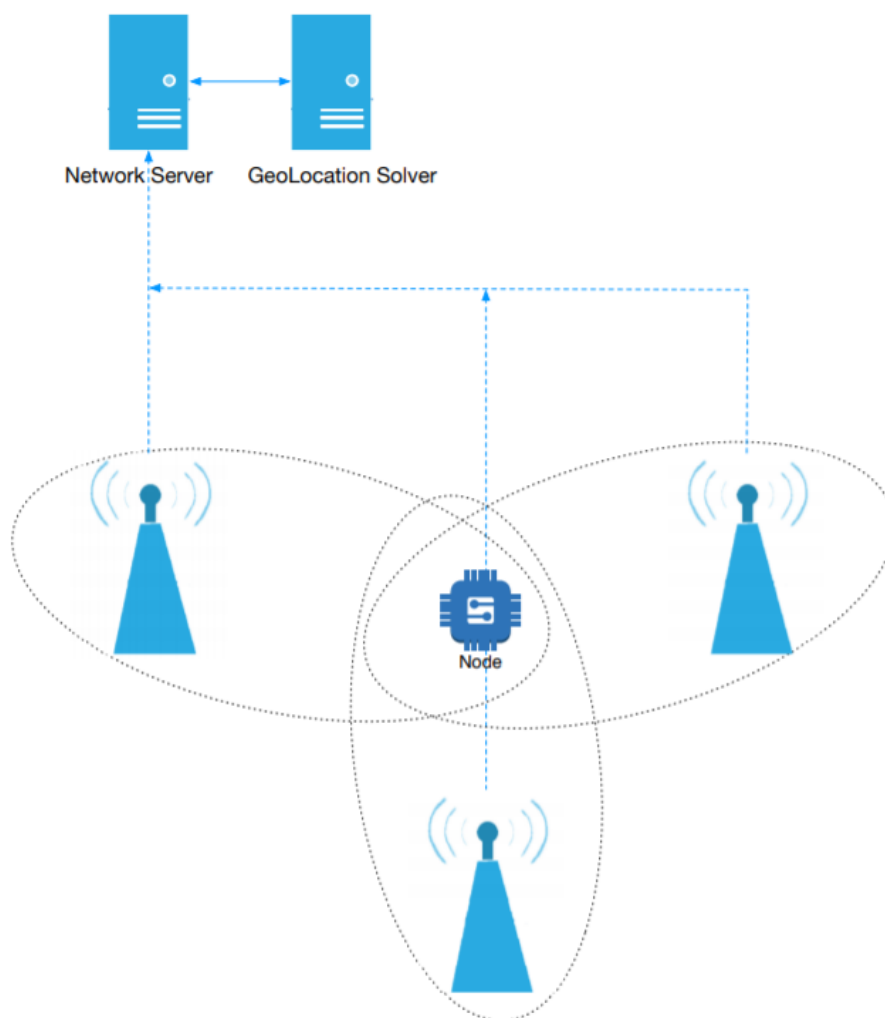


Εικόνα 12: LinkADRRReq.

Ένας μηχανισμός ADR απεικονίζεται στο The Things Network (ή αλλιώς TTN). Η μέθοδος είναι δημόσια διαθέσιμη και υπολογίζει τη βέλτιστη ταχύτητα δεδομένων έως 20 πιο πρόσφατα UL Μετρήσεις. Περιλαμβάνει έναν μετρητή πλαισίου, SNR και αριθμό GW που έλαβε ο σύνδεσμος UP. Όταν το ADR καθορίζεται, το σύστημα ξεκινά μια νέα διαδικασία μέτρησης για να καθορίσει την επόμενη τιμή ADR. Το ADR είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό στα δίκτυα LoRaWAN για τον έλεγχο της κάλυψης, των παρεμβολών και της ενέργειας κατανάλωση[49].

3.2.8 Gps-Free Positioning

Τα δίκτυα LoRaWAN υποστηρίζουν γεωγραφική τοποθεσία χωρίς καμία εξάρτηση υλικού χρησιμοποιώντας τη μέθοδο ισχύς σήματος ή Received Signal Strength Indicator (RSSI) ή Χρονικής Διαφοράς Άφιξης (TDOA) από 200 m έως 20 m ανάλυση. Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει κάποιο συγκεκριμένο μήνυμα πλαισίου ή πρωτοκόλλου, ενώ οποιοδήποτε πλαίσιο δεδομένων λαμβάνεται από τουλάχιστον 3 GW είναι αρκετά για να καθορίσουν τη θέση του τελικού κόμβου. Μια επισκόπηση της αρχιτεκτονικής φαίνεται στην Εικόνα 13. Δεδομένου ότι οι συντεταγμένες GPS των GW είναι γνωστές και σταθερές, χρησιμοποιώντας τη θέση κόμβου TDOA μπορεί να εξαχθεί η τοποθεσία του τελικού κόμβου.



Εικόνα 13: Free-Geolocation architecture

Δεδομένου ότι οι μονάδες GPS καταναλώνουν υψηλή ενέργεια και έχουν επιπλέον κόστος υλικού, το LoRaWAN προτείνεται σαν πιθανή υποψήφια τεχνολογία/πρωτόκολλο σε σενάρια εντοπισμού θέσης. Η ανάλυση ενός τέτοιου συστήματος είναι μεγάλη και εξαρτάται από την πυκνότητα ανάπτυξης GW [50].

3.3 Ενέργεια

Οι συσκευές LoRaWAN Class A έχουν σχεδιαστεί για να είναι οι περισσότερες ενεργειακά αποδοτικές λειτουργίες του πρωτοκόλλου. Δεδομένου ότι η διαδικασία DL ξεκινά από επιτυχημένες μεταδόσεις UL.

Οι τελικοί κόμβοι δεν απαιτούν τροφοδοσία κατά τη διάρκεια της λειτουργίας αναστολής. Για συσκευές κλάσης A που προορίζονται για να στείλουν μερικά πακέτα (δηλαδή, 3 πακέτα την ημέρα), οι πομποδέκτες LoRa δεν είναι συχνά ενεργοί. Παρά το αποτελεσματικό σχεδιασμό του πρωτοκόλλου, η κατανάλωση ενέργειας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις υλοποιήσεις του υλικού hardware (HW). Οι πομποδέκτες Semtech SX1272/76 είναι τα πρώτα τσιπ έτοιμα για αγορά που έχουν χρησιμοποιηθεί ενεργά από εταιρείες που παράγουν τελικούς κόμβους LoRa.

3.4 Ασφάλεια

Το LoRaWAN διαθέτει ενσωματωμένη ασφάλεια για την προστασία του πρωτοκόλλου δικτύου και των δεδομένων χρήστη. Τόσα τα δεδομένα στο κόμβο όσο και στην εφαρμογή προστατεύονται από κρυπτογράφηση AES 128 έχοντας 4 βασικά συστατικά:

- DevAddr: αναγνωριστικό συσκευής 32 bit.
- AppEUI: ένα μοναδικό αναγνωριστικό εφαρμογής που είναι ο χώρος διευθύνσεων IEEE UI64.
- NwkSKey: ένα κλειδί σύνδεσης δικτύου που χρησιμοποιείται για την κρυπτογράφηση της επικοινωνίας τελικής συσκευής με το διακομιστή δικτύου.
- AppSKey: ένα κλειδί συνόδου εφαρμογής (κλειδί AES-128) που χρησιμοποιείται για την προστασία συγκεκριμένων δεδομένων εφαρμογής.

Το LoRaWAN υποστηρίζει δύο κύριες μεθόδους ενεργοποίησης τελικής συσκευής (i) Ενεργοποίηση μέσω αέρα (OTAA) και (ii) Ενεργοποίηση με εξατομίκευση (ABP) [51].

3.4.1 Over-the-Air Activation (OTAA)

Οι τελικοί κόμβοι ξεκινούν τη διαδικασία ενεργοποίησης με ένα μη κρυπτογραφημένο αίτημα συμμετοχής, με AppEUI (8 οκτάδες), DevEUI (8 οκτάδες) και ένα DevNonce (2 οκτάδες). Το DevNonce δημιουργείται τυχαία και το GW διατηρεί ίχνη αυτών των τιμών για κάθε τελικό κόμβο.

Εάν ο διακομιστής δικτύου απαντήσει στο Join Request με μια Join Accept εντολή, επιτρέπεται η συμμετοχή του τελικού κόμβου στο δίκτυο. Τα αναπάντητα μηνύματα από την άλλη καταλήγουν ότι ο τελικός κόμβος δεν μπορεί να συμμετάσχει στο δίκτυο. Ένα μήνυμα αποδοχής περιέχει ένα τυχαίο AppNonce (3 οκτάδες), αναγνωριστικό δικτύου – NetID (3 οκτάδες), διεύθυνση τελικού κόμβου — DevAddr (4 οκτάδες), καθυστέρηση RxDelay μεταξύ TX και RX (1 οκτάδα), οι παράμετροι

διαμόρφωσης DL DLSettings (1 οκτάδα) και μία προαιρετική λίστα συχνοτήτων καναλιών CFList.

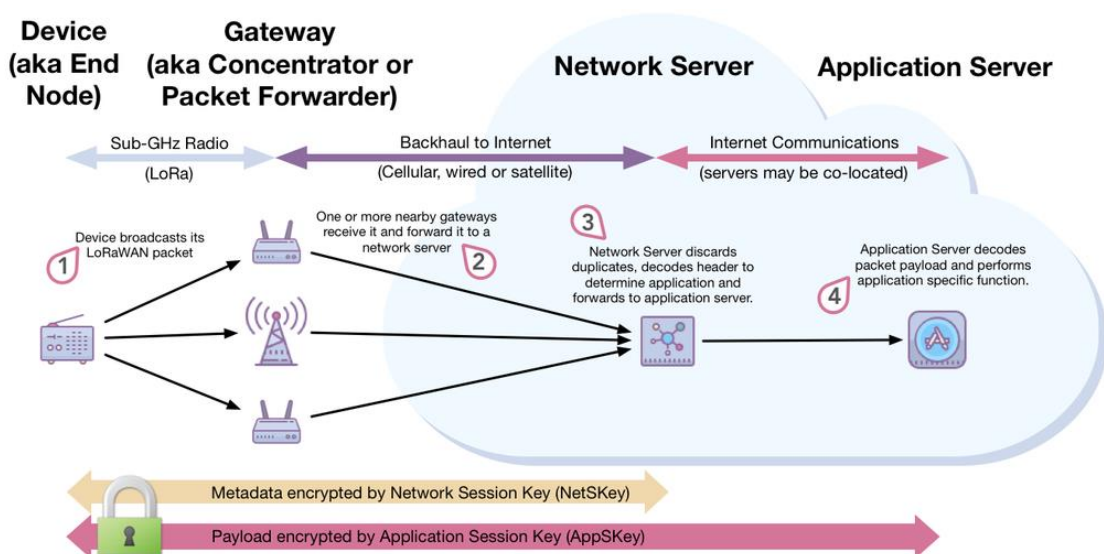
Το αρχικό μήνυμα αίτησης συμμετοχής που αποστέλλεται από έναν κόμβο δεν είναι κρυπτογραφημένο, ωστόσο, το μήνυμα απάντησης από το διακομιστή δικτύου (Join Accept message) είναι κρυπτογραφημένο με το AppKey. Το NwkSKey και το AppSKey υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{NwkSKey} = \text{ases128_encrypt}(\text{AppKey}, 0x01 \mid \text{AppNonce} \mid \text{NetID} \mid \text{DevNonce} \mid \text{pad16})$$

$$\text{AppSKey} = \text{ases128_encrypt}(\text{AppKey}, 0x02 \mid \text{AppNonce} \mid \text{NetID} \mid \text{DevNonce} \mid \text{pad16})$$

3.4.2 Activation by Personalization (ABP)

Στη λειτουργία ABP, οι τελικές συσκευές αποθηκεύουν DevAddr, NwkSKey και AppSKey για να εξαλείψουν τη συμμετοχή Αίτηση/Συμμετοχή στα στάδια απάντησης. Αυτές οι συσκευές μπορούν να επικοινωνούν απευθείας με το διακομιστή δικτύου με δοθέντα κλειδιά. Η αποθήκευση και η εξασφάλιση κρίσιμων κλειδιών είναι ζωτικής σημασίας εργασία, καθώς κάθε επίθεση υλικού μπορεί να θέσει σε κίνδυνο αυτά τα κλειδιά είτε την ανεπιθύμητη πρόσβαση στο δίκτυο. Επίσης, το ABP συνδέει αυστηρά τους τελικούς κόμβους με το συγκεκριμένο διακομιστή δικτύου όπου αυτοί οι τύποι συσκευών δεν μπορούν να επωφεληθούν από τις διαθέσιμες δυνατότητες περιαγωγής από το LoRaWAN v1.1[52].



Εικόνα 14: Τύποι activations

3.5 Παράδειγμα χρήσης LoRa

Η χρήση του πρωτοκόλλου LoraWan αναπτύσσεται ραγδαία, καθώς και η εφαρμογή του σε πολλά περιβάλλοντα που αφορούν το κόσμο του ΙοΤ. Εκτός από τον κύριο στόχο της LoRa Alliance να εφαρμόσει το LoraWan σε εφαρμογές που αφορούν έξυπνες πόλεις (Smart Cities Applications), αυτό το πρωτόκολλο έχει μεγάλες δυνατότητες ενσωμάτωσης σε εφαρμογές υγειονομικής περίθαλψης ΙοΤ.

Οι απαιτήσεις ενός ασύρματου οικοσυστήματος ΙοΤ είναι η μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας, με διάρκεια που φτάνει τουλάχιστον τα 10 έτη για απλή καθημερινή συνδεσιμότητα με αποστολή χαμηλού μεγέθους πακέτων, το χαμηλό κόστος ανάπτυξης καθώς και η συντήρηση των συσκευών. Οι συσκευές του ΙοΤ πολλές φορές δεν μπορούν να έχουν πρόσβαση στο ρεύμα. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να έχουν ένα μέσο τροφοδοσίας. Για τις συσκευές αυτές η λύση είναι η χρήση μπαταρίας (π.χ., LiPo).

Όμως για να μπορεί να γίνει η χρήση της μπαταρίας θα πρέπει η συσκευή να καταναλώνει λιγότερη ενέργεια από αυτή που είναι αποθηκευμένη στην μπαταρία.

Η διάρκεια ζωής της μπαταρίας μιας συσκευής ΙοΤ καθορίζεται από έναν απλό υπολογισμό που υπολογίζεται από τη χωρητικότητα της μπαταρίας διαιρούμενη με το μέσο ρυθμό εκφόρτισης. Η ελαχιστοποίηση της ενέργειας που χρησιμοποιείται από τη συσκευή ή η αύξηση της χωρητικότητας της μπαταρίας θα αυξήσει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας. Η επιλογή της σωστής τεχνολογίας επικοινωνιών καθορίζεται συχνά από τις απαιτήσεις του συστήματος. Για ασύρματες επικοινωνίες, η αυξημένη εμβέλεια ή ο υψηλότερος ρυθμός δεδομένων συνήθως απαιτούν υψηλότερη κατανάλωση ενέργειας, και επομένως η τεχνολογία επικοινωνιών χαμηλότερης ισχύος που θα ικανοποιεί αυτές τις απαιτήσεις είναι συχνά η προφανής επιλογή.

Η δυνατότητα μετάδοσης δεδομένων μεγάλης εμβέλειας δίνει την ευκαιρία να καλύψει τεράστιες περιοχές και να ρυθμίσει κόμβους με αισθητήρες σε μεγάλη απόσταση έως και 15 χλμ. Το βασικό χαρακτηριστικό αυτού του πρωτοκόλλου είναι ότι δεν χρειάζονται επιπλέον μονάδες για να λειτουργήσουν ως δρομολογητές για να επεκτείνουν το σήμα μετάδοσης των τελικών κόμβων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μειώνεται το συνολικό κόστος καθώς και η πολυπλοκότητα του δικτύου.

Το LoraWan έχει επίσης χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, γεγονός που το καθιστά ιδανικό για εφαρμογές με μπαταρία. Για την εφαρμογή υγειονομικής περίθαλψης, όπως η αναγνώριση ατόμων που χρειάζονται βοήθεια, η παραπάνω λύση δείχνει να είναι ιδανική επειδή αφαιρεί την ανάγκη της εξωτερικής τροφοδοσίας, αντίθετα οι αισθητήρες σε φορητές συσκευές σε αυτά τα άτομα μπορούν να λειτουργούν με τροφοδοσία μπαταρίας για μερικές ημέρες παραδείγματος χάρη με ειδικούς αισθητήρες σε έξυπνα ρολόγια (smartwatches). Σε σύγκριση με τη νέα αναδυόμενη τεχνολογία, όπως το NB-ΙοΤ, η οποία στοχεύει στο ίδιο εύρος συσκευών και εφαρμογών ΙοΤ με το LoraWan, το τελευταίο έχει μεγαλύτερο πλεονέκτημα όσον αφορά την τιμή και την εξοικονόμηση μπαταρίας του συστήματος. Το NB-ΙοΤ

χρησιμοποιεί ζώνες συχνότητας με άδεια, ενώ το LoRaWan χρησιμοποιεί ζώνες χωρίς άδεια. Για τον παραπάνω λόγο, η LoRaWan αγωνίζεται να παρέχει επαρκή εσωτερική και εξωτερική κάλυψη και χωρητικότητα. Ένα παράδειγμα χρήσης του LoRa στο τομέα της υγείας θα αναφερθεί σε επόμενο κεφάλαιο.

3.5.1 Φυσική Σημασία

Η λύση που προτείνεται σε αυτό το κεφάλαιο βασίζεται στη χρήση των πολλαπλών επικοινωνιών που δημιουργεί ένας κόμβος LoRaWAN με τα διαθέσιμα GW. Όλα τα εγκαθιδρυμένα GW στην περιοχή είναι υπεύθυνα για τη λήψη ενός πακέτου από μια συσκευή LoRaWAN IoT και τη προώθηση του στον διακομιστή δικτύου. Αυτό οδηγεί τον διακομιστή δικτύου να έχει πολλά αντίγραφα του ίδιου πακέτου. Το επόμενο βήμα είναι το φιλτράρισμα των διπλότυπων και η αποστολή ενός μοναδικού αντιγράφου στην υπηρεσία εφαρμογών.

Τα παραπάνω δεδομένα μπορούν να εξαχθούν μέσω ενός server και μίας εφαρμογής αναπτύσσοντας ένα απλό API. Σε αυτό το σενάριο χρησιμοποιείται το πρωτόκολλο Message Queue Telemetry Transport (MQTT)² για τη μεταφορά δεδομένων από τις IoT συσκευές προς το cloud. Πρόκειται για ένα ελαφρύ πρωτόκολλο ανταλλαγής μηνυμάτων που χρησιμοποιείται για αισθητήρες και λειτουργικές μονάδες IoT, βελτιστοποιημένες για δίκτυα με σκοπό την ανταλλαγή δεδομένων. Η βασική ιδέα είναι η ανάπτυξη ενός subscriber/ broker και publisher για τη δημιουργία ενός topic στο οποίο θα γράφουν οι τερματικές συσκευές και θα διαβάζει ο cloud server.

Πρόκειται για μια λύση που χρησιμοποιείται ευρέως σε εφαρμογές IoT και προσφέρει εύκολη και γρήγορη ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ services.

² <https://mqtt.org/>

4

Αλγόριθμοι και Πειράματα

4.1 Σύνοψη

Η διαδικασία έρευνας και παροχής βοήθειας σε ανθρώπους που βρίσκονται σε κίνδυνο ή απειλούνται από επικείμενο κίνδυνο είναι ιδιαίτερα σημαντική. Ένα από τα πιο κρίσιμα προβλήματα είναι η έκτακτη ανάγκη αντίδρασης σε επείγοντα ζητήματα και κρίσιμα ατυχήματα που συμβαίνουν σε ευάλωτες ομάδες ανθρώπων που είναι πιθανό να πέσουν μερικές φορές ή να χαθούν από τους οικείους τους ή ακόμα και να απομακρυνθούν από περιβάλλοντα που ήδη γνωρίζουν.

Αυτή η ανησυχία μπορεί να τους οδηγήσει σε πανικό ή να χάσουν τον προσανατολισμό τους ή ακόμη και να νιώσουν ανίκανοι να ανταποκριθούν στις καθημερινές τους δραστηριότητες. Μια φορητή συσκευή τύπου IoT με χρήση της τεχνολογίας LoRa προτείνεται σαν ιδανική λύση για το παραπάνω πρόβλημα. Πιο αναλυτικά σύμφωνα με τη βιβλιογραφία έχει παρατηρηθεί ότι:

- Το 49% των ατόμων με διαταραχές του φάσματος του αυτισμού έχουν εξαφανιστεί ή διατρέχουν κίνδυνο λόγω της τάσης να φύγουν τουλάχιστον μία φορά από την ηλικία των 4 ετών.
- Επιπλέον, άτομα που πάσχουν από κάποια μορφή άνοιας έχουν τουλάχιστον 60% πιθανότητα να χαθούν σε εξωτερικούς χώρους.
- Τέλος, βρέφη και παιδιά όταν εκτίθενται σε μεγάλο εξωτερικό χώρο ή τοποθεσίες που δεν γνωρίζουν είναι πιθανό να χαθούν.

Εφαρμογές που αφορούν IoT και παρακολούθηση μέσω WiFi έχουν αναφερθεί σε αρκετά έργα της βιβλιογραφίας. Στην εργασία [53] για παράδειγμα, έχει παρουσιαστεί έρευνα παρακολούθησης IoT. Παρέχει αρκετές πιθανές αρχιτεκτονικές του IoT για αποτελεσματική υγειονομική περίθαλψη και παροχή υπηρεσιών. Ένα ενεργειακά αποδοτικό και αξιόπιστο σύστημα IoT υγειονομικής περίθαλψης

προτείνεται στην εργασία [54], όπου οι συγγραφείς έχουν δώσει έμφαση στην ασφάλεια και την κατανάλωση ενέργειας.

Στην εργασία [55], ένας αισθητήρας έχει προταθεί για δίκτυο με σκοπό τη παρακολούθηση μετρικών υγείας. Μια παρόμοια προσέγγιση έχει προταθεί στο [56] το οποίο σχετίζεται με την παρακολούθηση της υγείας χρησιμοποιώντας μια ομάδα συνδεδεμένων αισθητήρες για την απεικόνιση των χαρακτηριστικών υγείας των ανθρώπων σε κεντρικούς servers και εφαρμογές για περαιτέρω εξέταση.

Οι φορητές συσκευές IoT χρησιμοποιούνται γενικότερα σε ασύρματα δίκτυα για την παρακολούθηση διαφορετικών παραμέτρων, όπως τη θέση του χρήστη, τη τρέχουσα φυσική του κατάσταση, διάφορες μετρικές όπως υγρασία, θερμοκρασία, παλμοί καθώς και πληροφορίες που αφορούν το υλικό όπως τα σήματα RSSI από κοντινούς σταθμούς βάσης καθώς και για ειδοποιήσεις σε περιπτώσεις έκτακτης ανάγκης.

Για να μπορέσουν οι παραπάνω συσκευές να εικμεταλλευτούν σενάρια μεγάλης κάλυψης, απαραίτητη προϋπόθεση είναι η χαμηλή ενεργειακή κατανάλωση ώστε να είναι σε θέση να αποστείλουν τις καταγεγραμμένες μετρήσεις βάσει των διαθέσιμων δικτύων που υφίστανται στη περιοχή. Αυτά τα συστήματα μπορούν επίσης να εγκατασταθούν σε ποδήλατα, αυτοκίνητα είτε ζώα καθώς και εργαζόμενους σαν φορητές συσκευές τύπου wearables. Πιο συγκεκριμένα σενάρια όπως εργοστάσια ή χώροι εργασίας θα μπορούσαν να αποτελέσουν πεδία μελέτης για τις παραπάνω έξυπνες εφαρμογές.

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται και μελετάται μια αρχιτεκτονική παρακολούθησης με βάση το IoT η οποία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη διάσωση ατόμων χρησιμοποιώντας το LoRa και το ήδη γνωστό WiFi.

Στη συνέχεια περιγράφουμε και αναλύουμε το σχεδιασμό και την υλοποίησή της πλατφόρμας μας κάνοντας χρήση του LoRa αποδεικνύοντας ότι είναι μια κατάλληλη επιλογή για παρακολούθηση σε θέματα που αφορούν την υγεία.

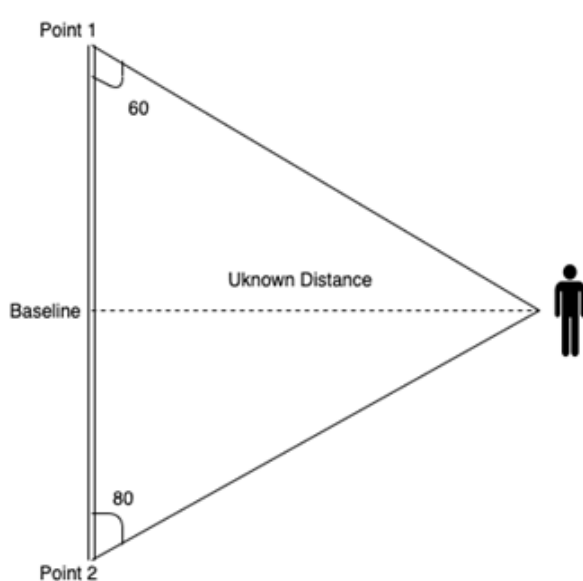
4.2 Αλγόριθμοι εντοπισμού θέσης

Στον κόσμο των συστημάτων εντοπισμού θέσης σε πραγματικό χρόνο, έχουν εισαχθεί πολλές τεχνολογίες για την παρακολούθηση ατόμων και αντικειμένων. Η παρακολούθηση τοποθεσίας δεν είναι καθόλου πρόσφατο φαινόμενο μιας και αποτελεί πόλο έλξης από ερευνητές και εταιρείες που αναπτύσσουν IoT συσκευές καθώς και λογισμικό. Μια σημαντική πτυχή ενός συστήματος εντοπισμού θέσης είναι ο βασικός μαθηματικός υπολογισμός που καθορίζει την ακριβή τοποθεσία. Αυτές τις μέρες, οι τεχνικές πλοήγησης παραμένουν σχετικά παρόμοιες, αντικαθιστώντας τοπολογίες τύπου αστέρα και δορυφόρους πύργους radio. Έτσι, δεν υπάρχει ένας αλλά τρεις

βασικοί τρόποι προσδιορισμού μιας τοποθεσίας - συγκεκριμένα, ο τριγωνισμός, η τριμερής και η πολυδιάστατη.

4.2.1 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Triangulation

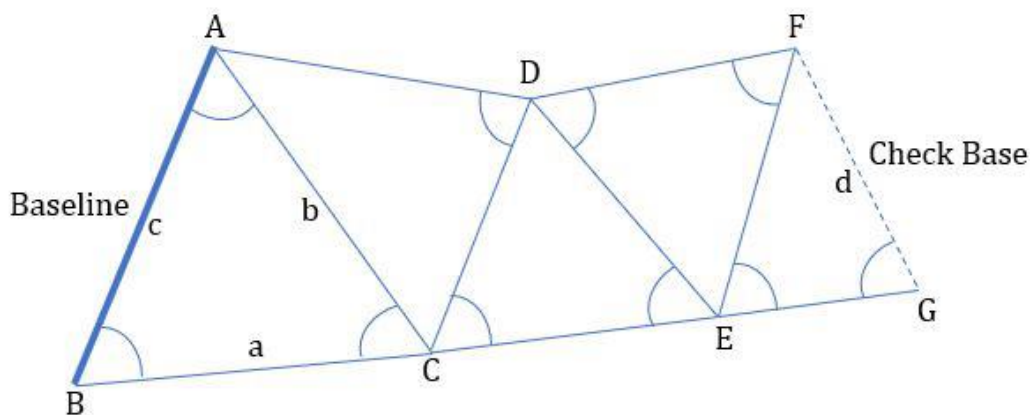
Από τις τρεις τεχνικές, ο όρος Triangulation είναι η μόνη που μετρά γωνίες αντί για απόσταση, και είναι μια προτιμώμενη τεχνική από τους ερευνητές. Η δημιουργία ενός συστήματος SAR μέσω triangulation ξεκινά με την έναρξη δύο σημείων (σημείο 1 και σημείο 2) με μια γνωστή απόσταση μεταξύ τους, η οποία καθορίζεται ως η γραμμική βάση. Από αυτά τα δύο σημεία, οι ερευνητές μετρούν τη γωνία που δημιουργείται από γραμμές από μακρινά σημεία που τέμνονται με τη γραμμική βάση χρησιμοποιώντας μια συσκευή που ονομάζεται Theodolite. Αυτές οι γωνίες στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των άγνωστων αποστάσεων και έτσι εντοπίζουν τα μακρινά σημεία.



Εικόνα 15: Εντοπισμός θέσης με χρήση Triangulation

Εάν τα γνωστά σημεία αντικαθίστανται με άγκυρες (anchors) σε ένα σύστημα SAR, απαιτώντας τουλάχιστον 2 άγκυρες για τον προσδιορισμό μιας θέσης σε ένα διδιάστατο (2D) χώρο και τουλάχιστον τρεις άγκυρες για τον προσδιορισμό μιας θέσης σε ένα τρισδιάστατο (3D) χώρο. Η μεθοδολογία εντοπισμού με χρήση Triangulation, χρησιμοποιείται κυρίως στην πλοήγηση, τη μετρολογία και την αστρομετρία. Είναι επίσης ιδανικός υποψήφιος κατά την έρευνα σε μια λοφώδη περιοχή λόγω της ευκολίας δημιουργίας σταθμών σε κατάλληλες αποστάσεις και

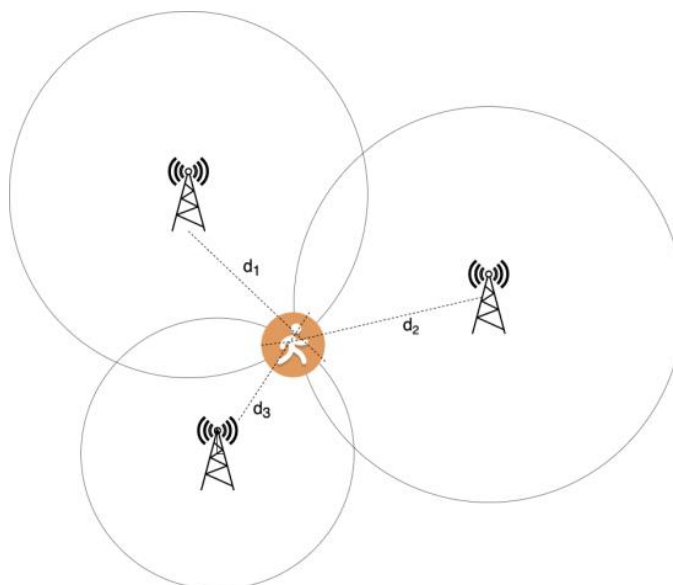
περιοχές ενώ το LoS (Line of Sight) επηρεάζεται σημαντικά και μπορεί να ξεπεραστεί μόνο με τη χρήση πύργων, γεγονός που αυξάνει το κόστος σε υψηλό βαθμό [57].



Εικόνα 16: Εντοπισμός θέσης με χρήση Triangulation

4.2.2 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Trilateration

Η τεχνική Trilateration είναι μια πιο δημοφιλής τεχνική που χρησιμοποιείται επίσης από το παραδοσιακό GPS. Η τριμερής ακρίβεια εντοπίζει μια τοποθεσία μετρώντας την απόσταση. Η γενική ιδέα είναι ότι ένας δορυφόρος εκπέμπει ένα σήμα για λήψη ενός δέκτη GPS. Έτσι είναι γνωστή η απόσταση μεταξύ δορυφόρου και δέκτη GPS. Ομοίως, όταν 3 τέτοιοι δορυφόροι έρχονται σε επαφή με το δέκτη GPS, καθορίζεται η ακριβής θέση. Στη παρακάτω εικόνα, μπορεί να φανεί ότι κάθε δορυφόρος βρίσκεται στο κέντρο ενός κύκλου. Η τομή των κύκλων δίνει τη θέση του δέκτη. Καθώς ο δέκτης GPS κινείται, το ίδιο και το σημείο τομής των κύκλων.



Εικόνα 17: Εντοπισμός θέσης με χρήση Trilateration

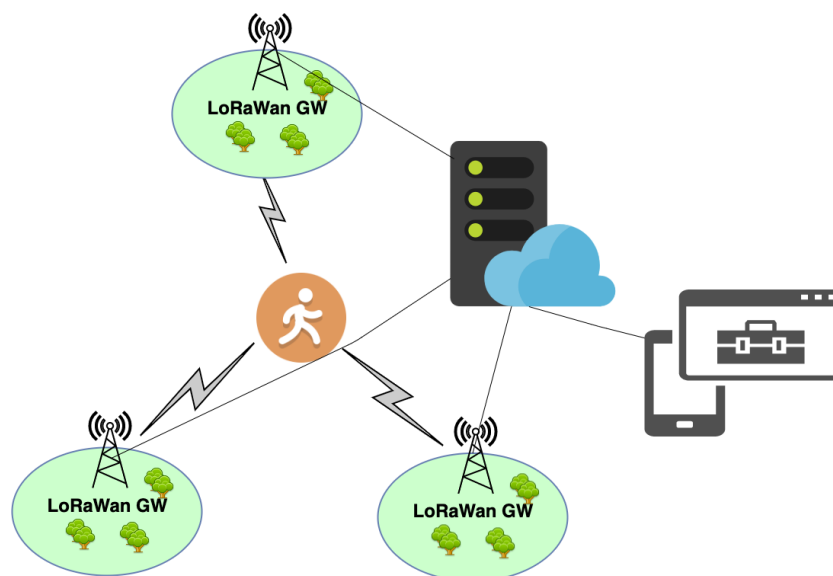
Στο σενάριο του πραγματικού κόσμου, οι κύκλοι γίνονται σφαίρες, και ως εκ τούτου απαιτούνται 4 δορυφόροι για να εντοπίσουν την τοποθεσία με καλύτερη ακρίβεια. Ακολουθώντας την προηγούμενη έρευνά μας για τριμερισμό για ένα σύστημα SAR, χρησιμοποιήσαμε τις πολλαπλές συσχετίσεις που δημιουργεί ένας κόμβος LoRaWAN με τα περιβάλλοντα GW.

Οι σταθμοί βάσης στην περιοχή μας λαμβάνουν ένα πακέτο από μια συσκευή LoRaWAN IoT και το προωθούν στον διακομιστή δικτύου. Αυτό οδηγεί στο διακομιστή δικτύου να έχει πολλαπλά αντίγραφα του ίδιου πακέτου. Το επόμενο βήμα ήταν να φιλτράρουμε τα διπλά αντίγραφα και να στείλουμε ένα μοναδικό αντίγραφο στην υπηρεσία εφαρμογών. Τα παραπάνω δεδομένα μπορούν να εξαχθούν μέσω της υπηρεσίας εφαρμογής αναπτύσσοντας ένα απλό API. Το πρωτόκολλο MQTT που προαναφέραμε μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη λήψη των παραπάνω πληροφοριών.

Η κρίσιμη προϋπόθεση σε ένα σύστημα SAR είναι ότι σε οποιαδήποτε θέση μέσα σε μια περιοχή ο πελάτης έχει συνδεσιμότητα με τουλάχιστον τρία GW, έτσι ώστε να μπορούμε να επωφεληθούμε από την τεχνική trilateration. Οι θέσεις των GW εντός ενός συστήματος SAR πρέπει να εγκατασταθούν και ο συνολικός αριθμός των απαιτούμενων GW εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το πλαίσιο στο οποίο πρέπει να πραγματοποιηθεί η διαδικασία εντοπισμού.

Η εγκατάσταση των LoRaWAN GWs πρέπει να γίνει λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως το μέγεθος της περιοχής που θέλουμε να καλύψουμε, τον αριθμό των συσκευών που μπορούν να παρακολουθούνται και τυχόν κτίρια που μπορεί να βρίσκονται μέσα [58].

Η τεχνική Trilateration είναι μια πιο δημοφιλή τεχνική που χρησιμοποιείται επίσης από το παραδοσιακό GPS.



Εικόνα 18: Αρχιτεκτονική Συστήματος

Η κρίσιμη προϋπόθεση στην προσέγγισή μας είναι ότι σε οποιαδήποτε θέση μέσα σε μια περιοχή ο πελάτης έχει συνδεσιμότητα με τουλάχιστον τρία GW, έτσι ώστε να μπορούμε να επωφεληθούμε από την τεχνική του trilateration.

Ο διακομιστής δικτύου παρέχει τα δεδομένα με τη μορφή αρχείου JSON με διάφορες λεπτομέρειες για τα κανάλια δεδομένων και τα GW όπου εισήλθε το πακέτο.

```
{
  "modulation": LoRa,
  "coding_rate": "4/5",
  "data_rate": "SF7BW125",
  "frequency": 868.1,
  "gateways": [{
    "channel": 1,
    "id": eui-fipy1,
    "latitude": 38.306520
    "longitude": 21.778365,
    "rssi": -95,
    "snr": 10
    "time": "2019-11-05T14:00:30"
  }, ...
}
```

Η προσέγγισή μας περιλαμβάνει συσκευές που λειτουργούν ως τελικές συσκευές (για παράδειγμα φορητές συσκευές IoT) και GW. Τα τελικά σημεία σχετίζονται με ό, τι απαιτείται για να εντοπίζονται τα ευάλωτα άτομα και αυτό έχει να κάνει με αλγορίθμους εντοπισμού θέσης, hardware-υλικό με συγκεκριμένους αισθητήρες και τα διαθέσιμα πρωτόκολλα και δίκτυα επικοινωνίας. Τα κύρια πλεονεκτήματα αυτών των

συσκευών είναι το μικρό μέγεθος καθώς και χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Οι ρόλοι αυτών των συσκευών είναι η περιοδική μετάδοση των επιλεγμένων δεδομένων.

Η συχνότητα αυτής της λειτουργικότητας ποικίλλει ανάλογα με τη διαθεσιμότητα του δικτύου καθώς και την κατανάλωση ενέργειας στον συγκεκριμένο χρόνο. Αυτό επίσης ποικίλλει ανάλογα με το βαθμό κινητικότητας του χρήστη που φοράει τη συσκευή IoT, για παράδειγμα οι αργά κινούμενες συσκευές μπορούν να στέλνονται κάθε 4-8 λεπτά, οι ταχέως κινούμενες μπορούν κάθε 10-20 δευτερόλεπτα. Ο κύκλος καθιόντων είναι ένας από τους κύριους παράγοντες του προτύπου LoRaWAN και πρέπει να ληφθεί υπόψη.

Για το λόγο αυτό, απαιτείται η αγορά και η χρήση μονάδων χαμηλού κόστους. Σε αυτό το έργο χρησιμοποιούνται modules της οικογένειας Rycom (από την Rycom LTD) που περιλαμβάνουν: Modules FiPy μαζί με τον αισθητήρα PySense, PyTrack καθώς και SiPy modules.

Τα GW στην περίπτωση μας (μονάδες FiPy) μπορούν να είναι συσκευές ενός καναλιού που δεν απαιτούν επιπλέον ειδικό λογισμικό εκτός από το βασικό τυπικό λογισμικό για επικοινωνίας με τους cloud servers. Όλα τα GW πρέπει να κατευθυνθούν στον κεντρικό διακομιστή δικτύου και πρέπει να έχουν ρυθμιστεί ώστε να αποτελούν μέρος της ίδιας «εφαρμογής». Ο κώδικας που τρέχει τόσο σε GW όσο και σε τελικές συσκευές είναι MicroPython.

Σε αυτή τη φάση, προτείνεται ο αλγόριθμος Geolocation. Το βασικό χαρακτηριστικό του αλγορίθμου είναι ότι χρησιμοποιεί το δημιουργημένο αρχείο JSON όπως προτείνεται παραπάνω. Η αρχιτεκτονική LoRaWAN παρέχει πλήρεις πληροφορίες σχετικά με τα GW που έλαβαν το πακέτο που στάλθηκε από τη φορητή συσκευή και την ισχύ του σήματος (RSSI) με το οποίο ελήφθη.

Χρησιμοποιώντας τις παραπάνω πληροφορίες μετά από αυτό μπορούμε να εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο. Όπως έχει ήδη προταθεί, ο αλγόριθμος βασίζεται σε τριμερισμό [59]. Την ίδια λογική χρησιμοποιεί και το ήδη γνωστό GPS. Με τρία LoRaWAN GW, η πραγματική τοποθεσία μπορεί να παρασχεθεί ως το κεντρικό σημείο όπου τέμνονται και οι τρεις κύκλοι.

Στην περίπτωση μας, τα GW που λαμβάνουν το εκπεμπόμενο μήνυμα από τη φορητή συσκευή λειτουργούν σαν δορυφόροι και η τιμή RSSI για κάθε GW που γίνεται αντιληπτή από τον πελάτη χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της απόστασης [60][61]. Οι ληφθείσες τιμές RSSI από τα τρία GW είναι το σημείο εκκίνησης για την εκτίμηση της απόστασης. Αυτή η διαδικασία είναι ήδη γνωστή στη βιβλιογραφία μέσω διαφόρων μοντέλων [62][63]. Έτσι, μπορεί απλά να οριστεί ως

$$P_r(d) = \frac{P_t}{d^n} \quad (3)$$

όπου n είναι η distance-power gradient. Σε ένα ιδανικό σενάριο, $n=2$; Στο διάστημα n [2,6].

$$d = 10^{\frac{RSSI}{10 \cdot n}} \quad (4)$$

ενώ η τιμή RSSI υπολογίζεται από τα διαφορετικά LoRaWan GWs, g_1, g_2, g_3 που είναι τοποθετημένα με τις αντίστοιχες συντεταγμένες τους (x, y) . Για τον υπολογισμό των ακόλουθων αποστάσεων d_1, d_2, d_3 , έχουμε τις εξής συναρτήσεις:

$$\begin{aligned} (x - x_{g_1})^2 + (y - y_{g_1})^2 &= d_1^2 \\ (x - x_{g_2})^2 + (y - y_{g_2})^2 &= d_2^2 \\ (x - x_{g_3})^2 + (y - y_{g_3})^2 &= d_3^2 \end{aligned} \quad (5)$$

Ενώ μετά τους μαθηματικούς υπολογισμούς προκύπτουν οι παρακάτω μαθηματικές εξισώσεις:

$$\begin{aligned} Ax + By &= C \\ Dx + Ey &= F \end{aligned} \quad (6)$$

Όπου τελικά γίνεται,

$$\begin{aligned} x &= \frac{CE - FB}{E - BD} \\ y &= \frac{CD - AE}{BD - AE} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \text{όπου } A &= (-2x_{g_1} + 2x_{g_2}) \quad B = (-2y_{g_1} + 2y_{g_2}), & C &= d_1^2 - d_2^2 - x_{g_1}^2 + x_{g_2}^2 - y_{g_1}^2 + y_{g_2}^2, \\ D &= (-2x_{g_2} + 2x_{g_3}), \quad E = (-2y_{g_2} + 2y_{g_3}), & \text{and } F &= d_2^2 - d_3^2 - x_{g_2}^2 + x_{g_3}^2 - y_{g_2}^2 + y_{g_3}^2. \end{aligned}$$

4.2.3 Εντοπισμός Θέσης με χρήση Multilateration μέσω υπολογισμού διαφοράς ώρας κατά την παραλαβή πακέτων

Η τεχνική multilateration βασίζεται στη διαφορά ώρας κατά την άφιξη σημάτων σε διάφορους σταθμούς βάσης. Μέσω της βιβλιογραφίας σχετικά με τα

συστήματα εντοπισμού θέσης, αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται ιδιαίτερα για εσωτερικό και εξωτερικό εντοπισμό σε περιορισμένες περιοχές. Για αυτόν τον λόγο, επεκτείνουμε την προηγούμενη έρευνά μας σχετικά με τη τεχνική trilateration ενσωματώνοντας multilateration στο σύστημα SAR.

Η δημοφιλής μεθοδολογία τοποθέτησης που είναι γνωστή ως Time Difference of Arrival (TDoA) χρησιμοποιεί πολλαπλή διασταύρωση στην οποία οι σταθμοί βάσης (LoRa GWs) πρέπει να συγχρονιστούν. Σε αυτήν τη μέθοδο, οι τελικοί κόμβοι (άτομα που έχουν ανάγκη) στέλνουν πακέτα δεδομένων με τις πληροφορίες τους που λαμβάνονται από τους ήδη εγκατεστημένους σταθμούς βάσης. Η διαφορά στο χρόνο λήψης μεταξύ των σταθμών βάσης είναι η βάση του υπολογισμού απόστασης και, τελικά, του υπολογισμού για τον εντοπισμό του αντικειμένου. Η αρχή πίσω από τον υπολογισμό της θέσης είναι παρόμοια με την αυτή της τεχνικής trilateration, εκτός από το γεγονός ότι δεν υπάρχει κύκλος ή σφαίρα εδώ.

Το TDoA είναι γνωστό ως μια από τις πιο ακριβείς και βελτιστοποιημένες με ισχύ τεχνικές για τον εντοπισμό. Αυτή η μέθοδος δεν απαιτεί την ακριβή απόσταση από έναν τελικό κόμβο σε κάθε GW, αλλά τις διαφορές στην απόσταση από κάθε GW προς τη συσκευή. Η διαφορά στις αποστάσεις μπορεί να υπολογιστεί με το TDoA ενός σήματος από μια συσκευή προς τα GW.

Το TDoA είναι μια δημοφιλής τεχνική για εντοπισμό καθώς δεν απαιτεί τον συγχρονισμό του πομπού με τους δέκτες. Αυτό συμβαίνει επειδή το TDoA απαιτεί μόνο τις διαφορές μεταξύ των χρονικών σημείων μιας μετάδοσης. Ας δώσουμε ένα σενάριο SAR όπου πρέπει να εντοπίσουμε έναν τελικό κόμβο (άτομο που έχει ανάγκη) σε άγνωστη απόσταση από τα καθιερωμένα GWs μας. Όταν ένα σήμα LoRa μεταδίδεται από μια συσκευή, λαμβάνεται από n (όπου n είναι ο αριθμός των καθιερωμένων GW). Αυτές οι πύλες θα είναι σταθερά σημεία καθώς γνωρίζουμε τις ακριβείς τοποθεσίες τους (γεωγραφικό μήκος και πλάτος). Κάθε GW θα βρίσκεται σε μια ελαφρώς διαφορετική απόσταση από τη συσκευή, επομένως, θα λάβει τη μετάδοση LoRa σε διαφορετικές περιπτώσεις εγκαιρώς. Επειδή το TDoA χρησιμοποιεί τη διαφορά χρόνου, υπάρχει μία μέτρηση για κάθε πιθανό ζεύγος GW.

Ο συνολικός αριθμός πιθανών ζευγών είναι ένας διωνυμικός συντελεστής: $\binom{n}{2}$.

Για κάθε ζεύγος GW, το TDoA μπορεί να παρουσιαστεί από $\Delta t_{i,j} = t_j - t_i$, όπου $1 < i < n$, και t_i και t_j είναι χρονικές στιγμές των σταθμών βάσης.

Χρησιμοποιώντας τη διαφορά ώρας από όλα τα πιθανά ζεύγη σταθμών βάσης, μπορούμε να υπολογίσουμε τη θέση του πομπού εάν το σήμα ελήφθη από τουλάχιστον τρεις σταθμούς βάσης. Οι χρονικές διαφορές μπορούν να αναφέρονται ως μέτρηση TDoA. Η απόσταση εξάγεται από τον μαθηματικό τύπο παρακάτω:

$$\Delta d_{i,j} = c\Delta t_{i,j}$$

Όπου c είναι η ταχύτητα του φωτός στον αέρα.

Χρησιμοποιώντας το TDoA για τον υπολογισμό απόστασης μπορούμε να δημιουργήσουμε μια υπερβολή που αποτελείται από όλα τα πιθανά σημεία όπου θα

μπορούσε να είναι ο τελικός κόμβος (άτομο που έχει ανάγκη). Οι γενικές εξισώσεις τρισδιάστατου εύρους για τον εντοπισμό πηγής χρησιμοποιώντας ΤΟΑ είναι:

$$st_i = [(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2]^{1/2}$$

ενώ για την περίπτωση του TDOA:

$$s\Delta t_{ij} = [(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2]^{1/2} - [(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2 + (z-z_j)^2]^{1/2}$$

$i, j = 1, \dots, N$

Όπου s είναι η ταχύτητα διάδοσης του σήματος ενώ t_i ο χρόνος που ταξιδεύει το σήμα από τον πομπό στο σταθμό βάσης και Δt_{ij} η διαφορά χρόνου όπως περιγράφεται παραπάνω. Οι τιμές x, y, z αποτελούν τις συντεταγμένες της τοποθεσίας του χρήστη που βρίσκεται σε ανάγκη εντός του συστήματος SAR.

Η πιθανή θέση του ατόμου σε ένα σύστημα SAR δίνεται από μια υπερβολική γραμμή θέσης (LOP) στην οποία τα εστιακά σημεία της υπερβολής είναι οι θέσεις των δύο δεκτών που χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό TDoA. Επειδή τα ΤΟΑ και TDoA έχουν σφάλματα μετρήσεων, η θέση ενός ατόμου που έχει ανάγκη σε ένα σενάριο SAR μπορεί να εκτιμηθεί μέσω της διάδοσης των σφαλμάτων μέσω του υπολογισμού και της εκτίμησης της θέσης μαζί με σφάλματα στις εκτιμήσεις. Στην περίπτωση 3D, όπως στα πειράματά μας οι υπερβολές της κάλυψης των σταθμών βάσης πρέπει να τέμνονται σε ένα μοναδικό σημείο για να προσδιορίσουν ένα άτομο στο σύστημα SAR. Η τομή των LOPs, μια γεωμετρική κατασκευή είναι η πιο βασική και διαισθητική μέθοδος για την εκτίμηση της θέσης. Η έρευνά μας βασίζεται στις γνωστές μεθόδους που έχουν μελετηθεί, αναπτυχθεί, επικυρωθεί και δημοσιευθεί στη βιβλιογραφία [64].

4.3 Προσέγγιση γεωγραφικής τοποθεσίας σε πραγματικό χρόνο μέσω LoRa σε IoT συσκευές

Σήμερα τα παγκόσμια εθνικά και περιφερειακά δίκτυα συνδέουν δισεκατομμύρια ασύρματες συσκευές. Ακόμα και στο σπίτι, συνδέονται πολλές συσκευές, στέλνουν και λαμβάνουν εκατοντάδες μηνύματα κάθε μέρα. Οι χρήστες μπορούν πλέον να παρακολουθούν και να ελέγχουν οποιαδήποτε συσκευή είναι συνδεδεμένη στο Διαδίκτυο. Αυτές οι συσκευές αποτελούν το ήδη γνωστό Internet of Things (IoT) που αναφέρεται σε εκατομμύρια έξυπνες συσκευές συνδεδεμένες στο δίκτυο, οι οποίες περιέχουν αισθητήρες που μπορούν να συλλέγουν δεδομένα και να επικοινωνούν με υπηρεσίες cloud.

Το LoRa είναι ένα ιδιόκτητο σχήμα διαμόρφωσης φάσματος spread που είναι παράγωγο της διαμόρφωσης Chirp Spread Spectrum (CSS) και το οποίο ανταλλάσσει ρυθμό δεδομένων με ευαισθησία εντός ενός σταθερού εύρους ζώνης καναλιού. Είναι επίσης μια μεγάλης εμβέλειας, χαμηλής ισχύος ασύρματη τεχνολογία που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή δικτύων IoT παγκοσμίως. Επιτρέπει κατά αυτό το

τρόπο σε έξυπνες εφαρμογές IoT τη δυνατότητα να επιλύουν μερικές από τις μεγαλύτερες προκλήσεις, όπως διαχείριση ενέργειας, μείωση πόρων, έλεγχος ρύπανσης, αποδοτικότητα υποδομής κ.λπ. Παράλληλα, επιτρέπει την επικοινωνία δεδομένων σε μεγάλη απόσταση, ενώ χρησιμοποιεί πολύ λιγή ισχύ.

Η παραπάνω τεχνολογία καλύπτει το κενό των δικτύων κυψελοειδούς Bluetooth και Wi-Fi που καταναλώνουν υψηλή ισχύ, είτε υψηλό εύρος ζώνης είτε έχουν περιορισμένο εύρος. Το IoT εισάγει βελτίωση στην ποιότητα ζωής παρέχοντας οικονομικά αποδοτικές λύσεις, μέσω διαχείρισης, παρακολούθησης και ελέγχου φυσικών αντικειμένων. Οι έξυπνες συσκευές IoT συλλέγουν χρήσιμα δεδομένα από αισθητήρες και λειτουργικές μονάδες και τα επεξεργάζονται μέσω GW σε απομακρυσμένους διακομιστές εφαρμογών για περαιτέρω εξέταση.

Για να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις του IoT, η βιομηχανία έχει εφεύρει και ενσωματώσει διάφορες τεχνολογίες όπως το Near Field Connection (NFC), το Wi-Fi, το Bluetooth κ.λπ. Αυτές οι εφαρμογές βασίζονται σε αναδυόμενες τεχνολογίες όπως το Bluetooth Low Energy (BLE) και τα δίκτυα ευρείας περιοχής σώματος (WBAN) όπως το LoRa.

Στόχος αυτής της ενότητας είναι η ανάπτυξη ενός οικοσυστήματος παρακολούθησης κινητής τηλεφωνίας που χρησιμοποιεί LoRa και συσκευές υλικού για GW και τελικό κόμβο. Σε αντίθεση με τα προαναφερθέντα συστήματα, το προτεινόμενο οικοσύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε σενάρια SAR (παρακολούθηση ευπαθών ομάδων από τους συγγενείς τους). Για τις ανάγκες του οικοσυστήματος, έχουμε αναπτύξει έναν τοπικό διακομιστή που είναι υπεύθυνος για τη συλλογή και αποθήκευση δεδομένων στη βάση δεδομένων, καθώς και την οπτικοποίηση των δεδομένων τόσο σε εφαρμογές για κινητά όσο και σε εφαρμογές ιστού. Το παραπάνω σύστημα θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε εφαρμογή χρειάζεται αντικείμενα παρακολούθησης ή άτομα.

4.3.1 Πρωτόκολλα μεγάλης εμβέλειας

Το LoRa είναι μια τεχνολογία ασύρματης πλατφόρμας χαμηλού ρυθμού δεδομένων, χαμηλής ισχύος για τη δημιουργία ενός δικτύου IoT. Χρησιμοποιεί ραδιοφάσμα χωρίς άδεια στις ζώνες ISM για να επιτρέψει την επικοινωνία μεταξύ απομακρυσμένων αισθητήρων και πυλών που συνδέονται με το διακομιστή δικτύου και το διακομιστή εφαρμογών. Η Semtech έχει δημιουργήσει τη τεχνολογία LoRa, η οποία ήδη αναπτύζει παγκόσμια πρότυπα. Η Semtech ενσωματώνει την τεχνολογία LoRa στα chipsets της. Αυτά τα chipset χρησιμοποιούνται σε προϊόντα που δημιουργήθηκαν από εταιρείες IoT και συνεργάτες και ενσωματώθηκαν σε LPWAN από φορείς εκμετάλλευσης δικτύων κινητής τηλεφωνίας παγκοσμίως.

Το LoRa χρησιμοποιεί το Direct Sequence Spread Spectrum (DSSS) το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως σε εφαρμογές επικοινωνίας δεδομένων. Ωστόσο, υπάρχουν προκλήσεις για συσκευές και δίκτυα χαμηλού κόστους ή περιορισμένης

ισχύος. Οι παράγοντες διάδοσης (SF) στη περίπτωση του LoRa κυμαίνονται από 7 έως 12 σε μεγάλες αποστάσεις. Το LoRa χρησιμοποιεί επίσης μια συχνότητα διαμόρφωσης συχνότητας (FM) βασισμένη σε διαμόρφωση φάσματος διασποράς με παραλλαγή Chirp Spread Spectrum (CSS). Βελτιώνει την ευαισθησία του δέκτη και χρησιμοποιεί ολόκληρο το εύρος ζώνης του καναλιού για τη μετάδοση ενός σήματος. Σε γενικές γραμμές, χρησιμοποιεί φάσμα χωρίς άδεια (868 MHz στην Ευρώπη και 915 MHz στις Η.Π.Α.), εύρος ζώνης 125 και 250 kHz ανάλογα με το SF που ποικίλλει επίσης από 7 έως 12. Οι υψηλότερες τιμές SF παρέχουν μεγάλη εμβέλεια σε βάρος χαμηλότερων ρυθμών δεδομένων 22bps (BW = 7,8kHz και SF = 12) έως 27kbps (BW = 500kHz και SF = 7). Οι περιοχές εκτείνονται από μερικά μέτρα σε πυκνές αστικές περιοχές έως και αρκετά χιλιόμετρα από 15 έως 30 χιλιόμετρα σε αγροτικές περιοχές. Η αποδοτική κατανάλωση ενέργειας LoRa επιτρέπει τη διάρκεια ισχύος έως και 10+ χρόνια. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι το κόστος του chipset ραδιοφώνου υπολογίζεται περίπου 2 \$ ή λιγότερο και η συνδρομή ραδιοφώνου κοστίζει περίπου 1 \$ ανά συσκευή / έτος.

Το LoRaWAN είναι μια προδιαγραφή δικτύου που προτείνεται από τη LoRa Alliance και προσφέρει ένα επίπεδο MAC βασισμένο στη διαμόρφωση LoRa. Αυτό το στρώμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε μεγάλη κλίμακα. Μπορεί να χρησιμοποιήσει τη λειτουργία Adaptive Data Rate (ADR) που ελέγχει το SF, το εύρος ζώνης και την ισχύ εξόδου RF κάθε κόμβου. Ο στόχος του πρωτοκόλλου LoRaWAN είναι να επεκτείνει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας και τη συνολική χωρητικότητα του δικτύου μεταδίδοντας επίσης με τον υψηλότερο ρυθμό. Η προδιαγραφή ορίζει τρεις διαφορετικές κατηγορίες συσκευών όπως προαναφέραμε Κλάση Α (αμφίδρομη), Κλάση Β (προγραμματισμένα παράθυρα και φάροι), Κλάση Γ (η τελική συσκευή είναι πάντα διαθέσιμη για λήψη εκτός από το χρόνο μετάδοσης).

Το LoRaWAN μπορεί να καλύψει έως και εκατομμύρια συσκευές ανάλογα με διάφορους παράγοντες, όπως ο αριθμός συναλλαγών μηνυμάτων, αριθμός καναλιών LoRa κ.λπ., αλλά θεωρητικά μπορεί να λάβει έως 2.700 μηνύματα ανά ώρα σε ιδανικές συνθήκες.

4.3.2 Εξωτερικό σύστημα εντοπισμού θέσης σε πραγματικό χρόνο με χρήση LoRaWAN

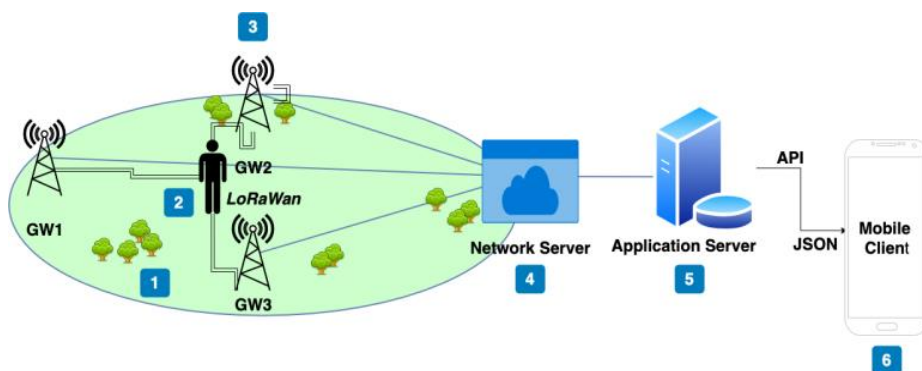
Η αρχιτεκτονική LoRaWAN χρησιμοποιείται παγκοσμίως για την παροχή σύνδεσης μεγάλης εμβέλειας μεταξύ πολλών συσκευών IoT. Η αρχιτεκτονική του χρησιμοποιεί μια τοπολογία αστέρα που αποτελείται από τον τελικό κόμβο που λειτουργεί σαν μια φορητή συσκευή, GW και έναν διακομιστή εφαρμογών και δικτύου.

Η προτεινόμενη λύση είναι ένα οικοσύστημα για εξωτερική εφαρμογή σε πραγματικό χρόνο που βασίζεται στο LoRaWAN. Η παρακάτω εικόνα δείχνει την

προτεινόμενη αρχιτεκτονική που έχουμε αναπτύξει στη παρούσα διδακτορική διατριβή. Αυτό το σύστημα μας επιτρέπει να λαμβάνουμε, να επεξεργαζόμαστε και να οπτικοποιούμε δεδομένα από συσκευές IoT σε πραγματικό χρόνο με χρήση του δικτύου LoRa. Το δίκτυο που χρησιμοποιείται είναι τύπου πλέγματος και το σύστημα μπορεί να βελτιώσει το εύρος επικοινωνίας.

Εκτός από το εύρος, το μέγεθος κυψέλης του δικτύου μπορεί επίσης να βελτιωθεί. Αυτό έκανε το LoRaWAN έναν καλό υποψήφιο για μια ποικιλία εφαρμογών που χρειάζονται πρωτόκολλα υψηλής κάλυψης και χαμηλής ισχύος. Ένας κύκλος επικοινωνίας ξεκινά με τον τελικό κόμβο όπου τα δεδομένα αισθητήρα συλλέγονται μέσω του module και αποστέλλονται σε ένα ή πολλά GW που είναι διαθέσιμα στην περιοχή LoRa [65].

Στην περίπτωση μας, τρία modules χρησιμοποιήθηκαν ως GW και ένας τελικός κόμβος (μοντέλα Firy της Pycom³) ως φορητή συσκευή. Ο ρόλος των GW περιλαμβάνει τα ακόλουθα: λήψη, συσχέτιση και μεγιστοποίηση της ακρίβειας της ανίχνευσης τοποθεσίας με τη χρήση τεχνικής πολλαπλών διαστάσεων.



Εικόνα 19: Αρχιτεκτονική Συστήματος

Η ευθύνη των GW, όπως μπορούμε να δούμε από την παραπάνω εικόνα, είναι η συλλογή και προώθηση των πακέτων στο Διαδίκτυο για περαιτέρω αποθήκευση, επεξεργασία καθώς και οπτικοποίηση. Η περιοχή όπου τοποθετήθηκαν αυτά τα GW δεν είναι αστική, αλλά δεν ήταν απλώς Line-of-view (LoS), καθώς υπήρχαν τόσο κτίρια όσο και αντικείμενα που θα μπορούσαν να κάνουν την επικοινωνία πιο δύσκολη. Ανάλογα με την περίπτωση χρήσης, η φορητή συσκευή IoT μαζί με αισθητήρες μπορεί να μεταδίδει μηνύματα και να λαμβάνει επιβεβαιώσεις (acknowledgments) ή απαντήσεις ακούγοντας το δίκτυο μετά την αποστολή σε σταθερά διαστήματα.

Όσον αφορά την παρακολούθηση, υπάρχουν πολλές τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της θέσης της συσκευής, καθεμία κατάλληλη για διαφορετικές περιπτώσεις και σενάρια. Προκειμένου να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια, είναι πολύ σημαντικό να επιλέξουμε αυτό

³ <https://development.pycom.io/index.html>

ανάλογα με τις γνωστές πληροφορίες από τον τελικό κόμβο. Οι τρεις διαφορετικοί τρόποι που χρησιμοποιούνται για την εκτέλεση εντοπισμού θέσης είναι η τεχνική triangulation, η τριμερή διασταύρωση και η πολυδιάστατη. Η τεχνική Triangulation χρησιμοποιεί γωνίες επίπτωσης του σήματος που λαμβάνεται από τον πομπό.

Η τριμερή επεξεργασία απαιτεί την απόσταση μεταξύ του πομπού και του δέκτη που μπορεί να επιτευχθεί με το Time Of Arrival (TOA). Σε αυτήν την περίπτωση χρησιμοποιείται μέρος της Διασύνδεσης Ώρας Διαφοράς (TDoA) της πολλαπλής διασταύρωσης. Στο TDoA, οι πομποί συγχρονίζονται μεταξύ τους (μόνο πύλες). Η τομή των δύο υπερβολών δίνει την πραγματική θέση. Στην παραπάνω εικόνα το Σημείο 1 δηλώνει ένα δίκτυο LoRaWAN στο οποίο βρίσκεται ο χρήστης (Σημείο 2) με τη συσκευή IoT (φορητή συσκευή ή wearable). Το σημείο 3 αναφέρεται στο LoRaWAN GW. Οι τρεις συσκευές GW λειτουργούν ως Nano-Gateways.

Η φορητή τελική συσκευή επικοινωνεί μέσω του LoRa με το κεντρικό GW που προωθεί τα δεδομένα σχετικά με τη φορητή θέση στον διακομιστή δικτύου και στο διακομιστή εφαρμογών (Σημείο 4 και Σημείο 5). Τα παραπάνω δεδομένα μπορούν στη συνέχεια να υποβληθούν σε επεξεργασία και να οπτικοποιηθούν σε εφαρμογές για κινητά μέσω ενός API ή προς το influxDB και το Grafana για αποθήκευση και μελλοντική επεξεργασία.

Ο εξοπλισμός που χρησιμοποιήθηκε για τα πειράματα περιλαμβάνει 3 μοντέλα Firy του Pycom που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση του Gateway και ένα μοντέλο Firy του Pycom που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή τελικού κόμβου (φορητή). Επιπλέον, χρησιμοποιήσαμε τα Expansion Board & PyTrack που διαθέτουν ενσωματωμένο GNSS Glonass GPS, καθώς και LoRa & Sigfox Antenna Kit που λειτουργεί στις ζώνες LoRa των 868MHz. Όσο για την ισχύ των ενοτήτων, για λόγους απλότητας χρησιμοποιήσαμε μπαταρίες LiPo.

4.3.3 LoRaWAN Nodes / End Points

Ο τερματικός κόμβος LoRaWAN είναι οποιαδήποτε συσκευή που διαθέτει αισθητήρες, μπορεί να στέλνει δεδομένα και να ελέγχεται από απόσταση. Στην περίπτωσή μας, ο τελικός κόμβος είναι μια συσκευή της εταιρείας PyCom που λειτουργεί ως φορητή συσκευή ικανή να στείλει δεδομένα στο GW μέσω LoRa. Η διαμόρφωση αυτής της συσκευής παρουσιάζεται στο παρακάτω πίνακα. Όσον αφορά τις ενεργειακές απαιτήσεις, χρησιμοποιήσαμε μια μπαταρία LiPo μαζί με έναν πίνακα επέκτασης, έτσι ώστε η τελική μας συσκευή να έχει την απαιτούμενη ισχύ για τη συλλογή των μετρήσεων, την επικοινωνία και τη σύνδεση με επιτυχία στην πλησιέστερη πύλη και να είναι ικανή να στείλει το πακέτο μηνυμάτων.

Πίνακας 7: Μεταβολές τιμών SF

Τύπος	Gateway	Τερματική Συσκευή
Ram	4MB	4MB
Voltage input	3.3V to 5.5V	3.3V to 5.5V
Node Range	Up to 40km	Up to 22km
Battery	LiPo	Up to 100 Nodes

4.3.4 Gateway

Τα LoRa GWs λειτουργούν ως ένα layer για τη μετατροπή μηνυμάτων μεταξύ τελικών κόμβων και κεντρικού διακομιστή δικτύου στο backend. Τα πλαίσια δεδομένων από τη συσκευή IoT μπορούν να σταλούν στο GW και η επικοινωνία θα χωριστεί σε διαφορετικά κανάλια και ρυθμούς δεδομένων. Ο ρυθμός δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στην περιοχή LoRaWAN ήταν μεταξύ 0,3 kbps και 50 kbps χρησιμοποιώντας τη συχνότητα 868 MHz (Ευρώπη).

4.3.5 Network Server

Σε αυτό το βήμα, αυτά τα δεδομένα μεταφέρονται στο διακομιστή δικτύου. Η λειτουργικότητά του είναι να συνδέει αισθητήρες, πύλες και εφαρμογές τελικών χρηστών, καθώς και να διασφαλίζει την αξιόπιστη και ασφαλή δρομολόγηση δεδομένων κατά μήκος του δικτύου LoRaWAN. Για να έχουμε πρόσβαση στα δεδομένα σε οποιοδήποτε μέρος και οποτεδήποτε αποθηκεύουμε τα δεδομένα σε διακομιστή cloud.

4.3.6 Application Server

Στον διακομιστή εφαρμογών έχουμε δημιουργήσει μια βάση δεδομένων χρονοσειρών για την αποθήκευσή τους. Η Influx DB χρησιμοποιείται για το σκοπό αυτό μιας και είναι μία από τις δημοφιλέστερες timeseries database και το Grafana ως γενικός πίνακας ελέγχου απεικόνιση και οπτικοποίησης των δεδομένων. Η παραπάνω λύση θα μπορούσε επίσης να ενσωματωθεί σε οποιαδήποτε διαδικτυακή εφαρμογή ως βιβλιοθήκη τρίτων για βελτιστοποίηση δεδομένων. Καθώς ο διακομιστής εφαρμογών είναι ο τελικός προορισμός των δεδομένων, τα περισσότερα δίκτυα μεταφέρουν δεδομένα σε αυτόν τον διακομιστή σε μορφή JSON, ή είτε σε HTTP Post είτε σε

θέμα MQTT. Το MQTT είναι ένα πρωτόκολλο δικτύου (ελαφρύ) που έχει ενσωματωθεί σε πολλές λύσεις IoT. Αναπτύσσεται από την IBM και υλοποιείται στη στοίβα TCP / IP. Χρησιμοποιεί publishers και subscribers, όπου τα topics μηνυμάτων χρησιμοποιούνται ως ουρά για αυτόν τον μετασχηματισμό. Έχει αποκτήσει μεγάλη δημοτικότητα λόγω της απλότητας και της χαμηλής χρήσης πόρων δικτύου [66].

4.4 Ανάλυση παραγόντων διάδοσης για δίκτυα LoRa: Μια εποπτευόμενη προσέγγιση μάθησης

Σήμερα, το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) έχει εισαχθεί στη ζωή μας, δίνοντας μια ποικιλία λύσεων και εφαρμογών. Οι κρίσιμες απαιτήσεις για συσκευές που συνδέονται με το IoT είναι η μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας, η μεγάλη κάλυψη και το χαμηλό κόστος ανάπτυξης.

Το LPWAN έρχεται να λύσει το πρόβλημα της μετάδοσης δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις, με πολύ μικρή κατανάλωση ενέργειας. Μερικά παραδείγματα τεχνολογιών LPWAN είναι τα LoRa, Narrowband IoT (NB-IoT), SigFox, Weightless. Κάθε τεχνολογία, έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της, προσπαθεί να προσφέρει ενεργειακά αποδοτικές, υπεραστικές λύσεις, χαμηλού κόστους, θυσιάζοντας την υψηλή απόδοση και χαμηλή καθυστέρηση παρόμοια με αυτήν που παρέχουν οι κυψελοειδείς τεχνολογίες.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, το IoT προσπαθεί να αντιμετωπίσει διαφορετικές παραμέτρους στο πλαίσιο της εφαρμογής. Μια από τις σημαντικότερες προκλήσεις που πρέπει να ληφθεί υπόψη κατά την ανάπτυξη ενός συστήματος είναι η κατάλληλη κατανομή πόρων. Η κατανομή των πόρων μπορεί να επικεντρωθεί στην κατανάλωση ενέργειας, την καθυστέρηση, την απόδοση, την απώλεια πακέτων κλπ. Πολλές τεχνικές έχουν προταθεί για την κατανομή των πόρων, μία από αυτές είναι η χρήση του Machine Learning (ML).

4.4.1 Σχετικές εργασίες

Τα δίκτυα LPWAN προσελκύουν πρόσφατα μεγάλη προσοχή στην κοινότητα IoT. Καθώς η κατανάλωση ενέργειας και η συνδεσιμότητα με τον διακομιστή δικτύου (NS) πρέπει να έχουν μεγάλη σημασία, θα πρέπει να οδηγηθούμε στην ενσωμάτωση λύσεων εκμάθησης που θα μπορούσαν να προσφέρουν βελτίωση στο συγκεκριμένο ζήτημα. Έχουν προταθεί αρκετές μελέτες και έχουν μελετηθεί προσομοιωτές δικτύου και εργαλεία για την εκχώρηση αδειών πραγματικών λειτουργιών δικτύου χωρίς την ανάγκη πραγματικού υλικού.

Στην αναφορά [67] οι συγγραφείς παρουσιάζουν τα σημαντικότερα περιβάλλοντα προσομοίωσης LoRa που υπάρχουν στη βιβλιογραφία και στη συνέχεια μια συγκριτική αξιολόγηση των περιβαλλοντικών προσομοιώσεων LoRa. Παρουσιάζονται επίσης τα οφέλη, τα μειονεκτήματα και τα κυριότερα σημεία κάθε περιβάλλοντος προσομοίωσης LoRa. Η παραπάνω αναφορά μας οδήγησε στην επιλογή του προσομοιωτή FLoRa για αυτήν την ερευνητική εργασία. Στην αναφορά [68] οι συγγραφείς έχουν εφαρμόσει ένα σύστημα ταξινόμησης IoT που ωφελείται από τη χρήση του LoRa και ενσωματωμένο ML χρησιμοποιώντας την ταξινόμηση k-NN (k-Nearest Neighbours) [69]. Το πεδίο αυτής της ερευνητικής εργασίας είναι να μειώσει την κατανάλωση ενέργειας και να αυξήσει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας των συσκευών IoT. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για φορητές συσκευές μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την ανίχνευση και την ανάλυση δεδομένων.

Επιπλέον η αναφορά [70] στοχεύει να προχωρήσει πέρα από τη μελέτη ισχύος για νευρωνικά δίκτυα να κινηθεί προς ένα νευρωνικό δίκτυο μικρο-ισχύος. Αυτό απαιτεί μελέτη τόσο σε αλγόριθμους όσο και σε αρχιτεκτονική και κυκλώματα.

Στην εργασία [71] οι συγγραφείς πραγματοποίησαν μια έρευνα για τη σημασία των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανάλυση δεδομένων IoT. Προτείνουν ότι τα μεγάλα δεδομένα που παράγονται από τις συσκευές IoT μπορούν να οδηγήσουν σε τεράστιο όφελος για τον άνθρωπο, όταν συνδυάζεται η μηχανική μάθηση, κάνοντας τις εφαρμογές IoT πιο έξυπνες. Επίσης, προωθείται μια ολοκληρωμένη εξήγηση των εποπτευόμενων, χωρίς επίβλεψη και ενισχυτικών αλγορίθμων μάθησης, και σε ποια εφαρμογή ο κάθε αλγόριθμος ταιριάζει καλύτερα παρουσιάζεται επίσης.

Επιπλέον, στην αναφορά [72] προτείνεται ένα σύστημα άρδευσης που εστιάζει στα πλεονεκτήματα της τεχνολογίας LoRa με ML. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι αυτός ο συνδυασμός μπορεί να οδηγήσει σε ένα έξυπνο και ακριβές σύστημα άρδευσης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί ευρέως στην αγροκαλλιέργεια. Ένας άλλος τομέας που το ML μπορεί να συνδυαστεί με την τεχνολογία LoRa είναι η γεωγραφική τοποθεσία. Στην αναφορά [73] τεχνικές ML όπως Random Trees και νευρωνικά δίκτυα εισάγονται για την αντιμετώπιση γεωλογικής τοποθεσίας σε εξωτερικούς χώρους. Τα αποτελέσματα ήταν ελπιδοφόρα.

Η παρακάτω δουλειά επικεντρώνεται στα LPWAN και LoRa, τα οποία παρέχουν καλές επιδόσεις όσον αφορά την αξιοπιστία και την κατανάλωση ενέργειας. Για το λόγο αυτό, εξετάζουμε τη σκοπιμότητα χρήσης αλγορίθμων ταξινόμησης ML, όπως το k-NN για την ανάθεση του παράγοντα διάδοσης (SF) σε δίκτυα LoRa. Από τη βιβλιογραφία, είναι γνωστό ότι το SF είναι μια πολύ σημαντική παράμετρος για τη λειτουργία LoRa. Η αύξηση της αξίας SF οδηγεί σε αύξηση του χρόνου ομιλίας και κατανάλωση ενέργειας. Χρησιμοποιώντας το ML, θα είμαστε σε θέση να εξαγάγουμε το κατάλληλο - ιδανικό SF που θα χρησιμοποιηθεί από το NS. Μια αρχιτεκτονική δικτύου περιέχει τελικές συσκευές, πύλες και ένα NS, σχηματίζοντας μια τοπολογία αστέρα. Λειτουργεί σε μη εγκεκριμένες ζώνες ISM (βιομηχανικές, επιστημονικές και ιατρικές) ζώνες 868 MHz και 915 MHz στην Ευρώπη και τις ΗΠΑ, αντίστοιχα. Σε αυτήν την έρευνα εξετάζονται τρεις αλγόριθμοι ταξινόμησης: οι k-Nearest

Neighbours (k-NN), ο ταξινομητής Naïve Bayes και η μηχανή φορέα υποστήριξης (SVM). Η φάση εκμάθησης των ταξινομητών συμβαίνει στο δίκτυο LoRa. Ο NS είναι υπεύθυνος για τη διαμόρφωση του δικτύου. Επίσης, η de facto πολιτική LoRaWAN για την ανάθεση SF που ονομάζεται Adaptive Data Rate (ADR) λειτουργεί επίσης στο NS [74].

4.4.2 Αρχιτεκτονική

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζεται η γενική αρχιτεκτονική προσομοίωσης, προκειμένου να καθοριστεί η παραδοχή που έγινε στα πειράματά μας. Το περιβάλλον προσομοίωσης που χρησιμοποιήθηκε είναι ο προσομοιωτής FLoRa⁴ επειδή είναι αρκετά περιεκτικό και προσομοιώνονται πολλά μέρη ενός πραγματικού δικτύου. Πρώτα απ' όλα, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο Log Normal Shadowing [75]. Το μαθηματικό μοντέλο παρουσιάζεται στην εξίσωση 7:

$$PL(d) = PL(d_0) + n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (7)$$

- $PL(d_0)$: μέση απώλεια διαδρομής για απόσταση d_0
- n : εκθέτης απώλειας διαδρομής
- X_σ : μηδενική μέση Gaussian κατανομημένη τυχαία μεταβλητή με απόκλιση σ .

Επιπλέον, για μια επιτυχημένη μετάδοση LoRa, η τιμή της λαμβανόμενης ισχύος σήματος πρέπει να είναι υψηλότερη από το όριο που σχετίζεται με την ευαισθησία του δέκτη. Η ισχύς του λαμβανόμενου σήματος επηρεάζεται επίσης από την ισχύ μετάδοσης και τις απώλειες που προκύπτουν ως αποτέλεσμα της σκίασης καθώς και την εξασθένηση του σήματος. Επιπλέον, το φαινόμενο της παρεμβολής σήματος λαμβάνεται υπόψη στην προσομοίωση. Έτσι, υποτίθεται ότι δύο σήματα που είναι ορθογώνια (έχουν διαφορετικά SF) δεν παρεμβαίνουν, ενώ αντίθετα, σε περίπτωση μη ορθογώνιας εμφανίζουν συγκρούσεις όταν υπάρχει αλληλεπικάλυψη στο χρονικό πεδίο.

Το φαινόμενο σύλληψης λαμβάνεται επίσης υπόψη. Η αιχμαλωσία είναι το φαινόμενο που παρατηρείται σε πραγματικά δίκτυα LoRa, όπου ακόμη και σε περίπτωση σύγκρουσης δύο μεταδόσεων, το ισχυρότερο σήμα (η διαφορά ισχύος αυτών των σημάτων είναι μεγαλύτερη από ένα κατώφλι) καταφέρνει να ληφθεί σωστά από το GW. Όσον αφορά το μοντέλο κατανάλωσης ενέργειας, οι τιμές που σχετίζονται με την τρέχουσα κατανάλωση ισχύος και την τάση βασίζονται στον

⁴ . <https://flora.aalto.fi/>

πομποδέκτη SX 1272⁵, κατασκευασμένος από την Semtech. Η ενεργειακή δαπάνη βασίζεται στη μέτρηση των κόμβων στις καταστάσεις της μετάδοσης. Υποτίθεται ότι υπάρχουν τρεις καταστάσεις α) μετάδοση β) ύπνος και γ) λήψη. Ο κόμβος υποτίθεται ότι βρίσκεται σε κατάσταση αναστολής λειτουργίας, εκτός από τις περιπτώσεις μετάδοσης και λήψης μηνυμάτων.

Όσον αφορά τη γενική αρχιτεκτονική του εξεταζόμενου συστήματος, το σύστημα αποτελείται από κόμβους που επικοινωνούν με την πύλη (GW) χρησιμοποιώντας το LoRa. Το GW μεταδίδει το πακέτο uplink και το στέλνει μέσω Internet στο διακομιστή. Η μετάδοση από το GW στο NS πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας το Πρωτόκολλο Διαδικτύου (IP) (όσον αφορά το επίπεδο δικτύου). Για την προσομοίωση του φυσικού επιπέδου της επικοινωνίας GW-NS (Wireless-Fidelity) θεωρείται η τεχνολογία Wi-Fi. Η υλοποίηση βασίζεται στις λειτουργικές μονάδες Wi-Fi της INET[76].

4.5 Μηχανισμός επιλογής Spreading Factor για μετάδοση μέσω δικτύων LoRa

Η ευκολία ανάπτυξης εφαρμογών που αφορούν το IoT εισήγαγε βιομηχανίες, οργανισμούς και άτομα στην ανάπτυξη σημαντικών εφαρμογών, συμπεριλαμβανομένων και των IoT στο τμήμα της παρακολούθησης διάσωσης. Είναι γεγονός ότι το IoT μπορεί σίγουρα να βοηθήσει στην ανάπτυξη καλύτερων λύσεων και προστιθέμενης αξίας σε πραγματικό χρόνο σε συσκευές και εφαρμογές IoT κατάλληλες για τη βελτίωση της ζωής και των λειτουργικών διαδικασιών μας. Σε αναζήτηση και διάσωση και γενικά στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, υπάρχουν αρκετές περιπτώσεις όπως η παρακολούθηση και η παρακολούθηση διάσωσης όπου οι αισθητήρες μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο. Ακόμη και στην εποχή του COVID 19, έχουν γίνει πολλές εργασίες για την αντιμετώπιση της πανδημίας, χρησιμοποιώντας λύσεις IoT όπως οι συγγραφείς στη πρόσφατη εργασία [77] έχουν εφαρμόσει ένα σύστημα βασισμένο στο IoT για υγειονομική περίθαλψη και σύστημα παρακολούθησης φυσικής υπόστασης.

Τα κύρια συστατικά είναι τα εργαλεία υπολογιστικής Machine Learning (ML), βιομετρικοί αισθητήρες και τεχνολογίες ασύρματης επικοινωνίας. Μία από αυτές τις ασύρματες τεχνολογίες επικοινωνίας είναι τα δίκτυα ευρείας περιοχής χαμηλής ισχύος (LPWAN). Το LPWAN έρχεται να λύσει το πρόβλημα της μετάδοσης δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις, με πολύ μικρή κατανάλωση ενέργειας. Μερικά παραδείγματα τεχνολογιών LPWAN είναι τα Long Range (LoRa), Narrowband IoT (NB-IoT) SigFox and Weightless [78]. Κάθε τεχνολογία έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά της, προσπαθώντας να προσφέρει ενεργειακά αποδοτικές, υπεραστικές,

⁵ . <https://www.semtech.com/products/wireless-rf/lora-transceivers/sx1272>

χαμηλού κόστους λύσεις, θυσιάζοντας υψηλή απόδοση και χαμηλή καθυστέρηση παρόμοια με αυτήν που παρέχουν οι κυψελοειδείς τεχνολογίες [79].

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, το ΙoT προσπαθεί να αντιμετωπίσει διαφορετικές παραμέτρους στο πλαίσιο της εφαρμογής του. Πρώτον, το επίπεδο Medium Access Control (MAC) της στοίβας LoRa είναι ανοιχτό και για τη μετάδοση δεν είναι απαραίτητη κάποια συνδρομή, σε αντίθεση με την τεχνολογία NB-IoT, καθιστώντας το LoRa μια πιο ελκυστική λύση. Σε ένα δίκτυο LoRaWAN, οι κόμβοι δεν σχετίζονται με μια ρητή πύλη. Αντ' αυτού, τα δεδομένα που μεταδίδονται από έναν κόμβο λαμβάνονται συνήθως από μία ή περισσότερες πύλες.

Κάθε πύλη προωθεί το λαμβανόμενο πακέτο από τον τελικό κόμβο στον διακομιστή δικτύου που βασίζεται σε cloud (NS). Ο NS εκτελεί πολύπλοκες λειτουργίες, συμπεριλαμβανομένης της διαχείρισης του δικτύου και του φιλτραρίσματος των περιττών πακέτων που ελήφθησαν, των ελέγχων ασφαλείας, του προγραμματισμού των αναγνωρίσεων μέσω της βέλτιστης πύλης, της εκτέλεσης προσαρμοστικού ρυθμού δεδομένων κ.λπ.

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή, όσον αφορά την ανάθεση LoRa SF, χρησιμοποιούνται τεχνικές ML, προκειμένου να εξαχθεί το κατάλληλο SF που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί από τον διακομιστή δικτύου για δεδομένα. Στόχος μας είναι να αναδείξουμε τα ευρήματά σχετικά με τη δυνατότητα χρήσης τεχνικών ML για εκχώρηση SF σε δίκτυα LoRa. Πρώτο βήμα είναι η διερεύνηση των δεδομένων που δημιουργήθηκαν στη διαδικασία των μεταδόσεων LoRa και στη συνέχεια η ανάλυση και σύγκριση τεσσάρων αλγορίθμων ταξινόμησης για την εκχώρηση SF χρησιμοποιώντας τις πιο χρησιμοποιούμενες μετρήσεις: ακρίβεια, ακρίβεια, ανάκληση και βαθμολογία F1.

Μετά την αξιολόγηση των μοντέλων, εφαρμόσαμε το σύστημα που βασίζεται σε ML στο LoRa και μπορούν να χρησιμοποιηθούν και να επεκταθούν ως ξεχωριστή βιβλιοθήκη σε ερευνητικά ή πανεπιστημιακά έργα. Συγκεκριμένα, δημιουργήθηκε μια βιβλιοθήκη προκειμένου να καταστεί δυνατή η επικοινωνία μεταξύ δύο πολύ σημαντικών εργαλείων, του πλαισίου βασισμένου στο OMNeT++ που ονομάζεται FLoRa και μιας από τις πιο γνωστές βιβλιοθήκες για το ML που ονομάζεται scikit learn.

Το προαναφερθέν εργαλείο χρησιμοποιεί τον προσομοιωτή FLoRa και τη γλώσσα python για τις λειτουργίες ML (συγκεκριμένα για τη φάση εκπαίδευσης και δοκιμής των μοντέλων ταξινόμησης και για την πρόβλεψη/ανάθεση SF). Επίσης, διατυπώσαμε τη διαδικασία εκχώρησης SF ως πρόβλημα ταξινόμησης. Χρησιμοποιώντας την παραπάνω βιβλιοθήκη, δημιουργήθηκαν δύο μηχανισμοί με βάση τον αλγόριθμο k-NN και τον ταξινομητή Naïve Bayes.

Τέλος, παρουσιάζουμε μια συγκριτική αξιολόγηση των δύο προτεινόμενων μηχανισμών έναντι δύο παραλλαγών του Adaptive Data Rate (ADR) και της τυχαίας εκκίνησης του SF. Η συγκριτική αξιολόγηση βασίστηκε στον λόγο παροχής και στις μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας, για τη μελέτη της κατανάλωσης ενέργειας και της αντιστάθμισης με το δείκτη παράδοσης.

4.5.1 LoRaWAN & Machine Learning

Το LoRaWAN σε μια τυπική ανάπτυξη υιοθετεί μια τοπολογία αστέρα (star) . Αναφέρεται στο στρώμα MAC και χρησιμοποιεί ως φυσικό επίπεδο τη διαμόρφωση LoRa. Ορίζει τρεις τύπους συσκευών: Κλάση Α, Κλάση Β και Γ, σύμφωνα με τις απαιτήσεις εφαρμογής. Το LoRaWAN αποτελείται από μια πύλη και πολλές τελικές συσκευές.

Για εξοικονόμηση ζωής μπαταρίας, ένα single-hop με απλά πρωτόκολλα συνδέει την πύλη και τις τελικές συσκευές. Το SF και το TP ενός κόμβου μπορούν να εικωρηθούν είτε από την πύλη είτε από τον ίδιο τον κόμβο, ενώ το κανάλι για την επικοινωνία τελικής συσκευής κατανέμεται από την πύλη. Συνήθως χρησιμοποιείται μια ειδική μονάδα (π.χ. SX1301) για την υποστήριξη ρυθμών πολλαπλών καναλιών και πολλαπλών δεδομένων.

Όταν οι τελικές συσκευές είναι ακίνητες, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας προσαρμοστικός ρυθμός δεδομένων (ADR) για την επίτευξη κατανάλωσης ενέργειας της τελικής συσκευής. Συγκεκριμένα, το LoRaWAN βελτιστοποιεί τον ρυθμό δεδομένων, τον χρόνο ομιλίας και την κατανάλωση ενέργειας. Εάν είναι ενεργοποιημένο το ADR, η πύλη διαιρεί τη ζώνη συχνοτήτων σε οκτώ κανάλια των 125 kHz και ακούει ταυτόχρονα το πλαίσιο ανερχόμενων συνδέσεων σε οποιοδήποτε κανάλι. Σε κάθε κανάλι, ο διακομιστής δικτύου LoRaWAN υπολογίζει τον ρυθμό σύνδεσης του καναλιού ως εξής: υπολογίζει το περιθώριο του SNR και στη συνέχεια αποφασίζει ποια τιμή του SF και του TP είναι η καταλληλότερη για κάθε κόμβο.

Ένας τεράστιος αριθμός τελικών συσκευών μπορεί να υποστηριχθεί από μια πύλη που υποστηρίζει ρυθμούς πολλαπλών καναλιών και πολλαπλών δεδομένων. Σε εσωτερικούς χώρους με πολλά εμπόδια, η κάλυψη επικοινωνίας μειώνεται. Ως εκ τούτου, είναι δύσκολο να αναμένουμε τελικές συσκευές υψηλής πυκνότητας στο δίκτυο. Εκτός αυτού, η τοπολογία του single-hop star του LoRaWAN περιορίζει την επεκτασιμότητα του δικτύου: εάν μια νέα τελική συσκευή υπερβεί την ακτίνα επικοινωνίας της πύλης, θα πρέπει να δημιουργηθεί ένα νέο δίκτυο με μια πρόσθετη πύλη για αυτήν. Μελέτες όπως [80] έχουν ήδη αντιμετωπίσει την ανάγκη για δίκτυα LoRa πολλαπλών hop. Τελευταίο αλλά όχι λιγότερο σημαντικό, η επικοινωνία μεταξύ των τελικών κόμβων LoRa και των πύλων μπορεί να είναι μονόδρομη ή αμφίδρομη. Το LoRaWAN, από την άλλη πλευρά, καθορίζει την αρχιτεκτονική, τα επίπεδα και τα πρωτόκολλα που λειτουργούν μέσω του LoRa. Πλέγμα ή τοπολογία αστέρα είναι οι δύο πιθανές τοπολογίες που υποστηρίζονται στο LoRa [81].

Μια σημαντική παράμετρος στην επικοινωνία LoRaWAN είναι ο παράγοντας διάδοσης (SF). Με υψηλότερο SF, λιγότερα δεδομένα υποβάλλονται σε επεξεργασία ανά δευτερόλεπτο. Η μετάδοση του ίδιου όγκου δεδομένων με υψηλότερο SF χρειάζεται περισσότερο χρόνο μετάδοσης, γνωστό ως χρόνος ομιλίας. Για να επιτευχθεί μεγαλύτερος χρόνος ομιλίας, το module λειτουργεί περισσότερο και έτσι καταναλώνει περισσότερη ενέργεια.

Το κύριο πλεονέκτημα του υψηλού SF είναι ότι ο παρατεταμένος χρόνος ομιλίας αυξάνει την πιθανότητα η πύλη να λάβει το μεταδιδόμενο πακέτο, αυξάνοντας έτσι την ευαισθησία της πύλης. Καλύτερη ευαισθησία σημαίνει ότι το δίκτυο παρέχει καλύτερη κάλυψη. Ως εκ τούτου, η εκχώρηση SF είναι μια κρίσιμη διαδικασία για το δίκτυο και η τιμή SF για τη μετάδοση των δεδομένων πρέπει να επιλεγεί προσεκτικά. Ως αποτέλεσμα, η εκχώρηση SF είναι μια αντιστάθμιση μεταξύ απόδοσης και κατανάλωσης ενέργειας, η οποία είναι ζωτικής σημασίας για εφαρμογές IoT που βασίζονται σε LoRa.

Προκειμένου να αξιοποιηθούν πλήρως τα οφέλη της τεχνολογίας LoRa και να βελτιωθούν οι επιδόσεις της, το δίκτυο αποφασίζει το SF (βαθμολογείται μεταξύ 7-12) με βάση τις περιβαλλοντικές συνθήκες μεταξύ της συσκευής επικοινωνίας και της πύλης. Η σχέση μεταξύ μετάδοσης και εκχώρησης SF έχει μελετηθεί διεξοδικά σε προηγούμενες ερευνητικές εργασίες [82].

Μία από τις σημαντικότερες προκλήσεις που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ανάπτυξη ενός συστήματος, είναι η κατάλληλη κατανομή πόρων. Η κατανομή πόρων μπορεί να επικεντρωθεί στην κατανάλωση ενέργειας, την καθυστέρηση, την απόδοση, την απώλεια πακέτων κλπ. Πολλές τεχνικές έχουν προταθεί για την κατανομή των πόρων.

Ένας από τους βασικούς παράγοντες είναι η χρήση του ML για την πρόβλεψη παραμέτρων διαμόρφωσης. Το ML εξάγει σημαντικές πληροφορίες από ακατέργαστα δεδομένα και παρέχει ακριβή αποτελέσματα. Είναι ευρέως γνωστό ότι αυτές οι πληροφορίες βοηθούν στην επίλυση σύνθετων και πλούσιων σε προβλήματα προβλημάτων, όπως η κατανομή πόρων.

4.5.2 Μηχανική Μάθηση

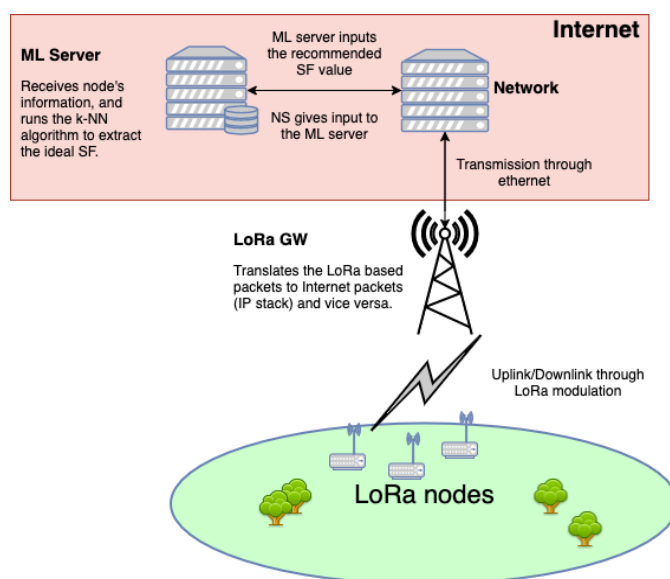
Το ML αποτελείται από διαφορετικές προσεγγίσεις που στοχεύουν να βοηθήσουν τους ανθρώπους στη λήψη αποφάσεων και οι προσεγγίσεις μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις κύριες κατηγορίες α) εποπτευόμενη μάθηση β) μη εποπτευόμενη μάθηση γ) ενισχυτική μάθηση. Η εποπτευόμενη μάθηση είναι η διαδικασία κατά την οποία η μάθηση πραγματοποιείται με τη χρήση δεδομένων που γνωρίζουμε ακριβώς την τάξη τους, με άλλα λόγια, δεδομένα με ετικέτα.

Η διαδικασία στην οποία λαμβάνει χώρα η μάθηση ονομάζεται εκπαίδευση και το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται ονομάζεται σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Μετά την εκπαίδευση, για να ελέγξουμε την απόδοση του αλγορίθμου, πρέπει να δοκιμάσουμε ένα άγνωστο μέρος του συνόλου δεδομένων που είναι γνωστό ως σύνολο δεδομένων δοκιμής. Η εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προβλήματα ταξινόμησης και παλινδρόμησης.

Τα προβλήματα ταξινόμησης είναι τα προβλήματα στα οποία η πρόβλεψη αφορά διακριτές πεπερασμένες ετικέτες, ενώ τα προβλήματα παλινδρόμησης

στοχεύουν στην πρόβλεψη συνεχών ετικετών-στόχων. Όταν η διαδικασία μάθησης δεν περιλαμβάνει καμία ετικέτα-στόχο, τότε συζητείται η μάθηση χωρίς επίβλεψη.

Η πιο κοινή χρήση της μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι η ομαδοποίηση στην οποία ο χρήστης προσπαθεί να βρει κάποιες ομαδοποιήσεις στα δεδομένα. Τέλος, η ενισχυτική μάθηση αναφέρεται στην εκμάθηση και πρόβλεψη της επόμενης δράσης που βοηθά στη μεγιστοποίηση του οφέλους από την ελαχιστοποίηση του κόστους στο μέλλον.



Εικόνα 20: Επιλογή SF μέσω της μηχανικής μάθησης

Σε αυτήν την εργασία, χρησιμοποιούμε την εποπτευόμενη μάθηση σε ένα πλαίσιο ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, το πρόβλημα στο οποίο οι συγγραφείς χρησιμοποιούν το ML είναι το ακόλουθο: Ο στόχος είναι να εκχωρηθεί μια τιμή στο SF. Οι τιμές του SF ποικίλλουν από 7 έως 12. Έτσι, το πρόβλημα της εκχώρησης SF μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλημα ταξινόμησης. Επειδή οι τιμές-στόχοι κυμαίνονται από 7 έως 12, οι κλάσεις αριθμούνται σε 6. Επομένως, το πρόβλημα της ανάθεσης SF προτείνεται να είναι πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων. Μετά τη διατύπωση της μαθησιακής εργασίας, περιγράφουμε τους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται σε αυτήν την διπλωματική εργασία, οι οποίοι είναι οι k-NN, Naïve Bayes και Support Vector Machines.

4.5.3 K-NN

Ο αλγόριθμος k-NN είναι ένας αλγόριθμος ταξινόμησης του οποίου βασική υπόθεση είναι το γεγονός ότι τα σημεία δεδομένων στο σύνολο δεδομένων που έχουν

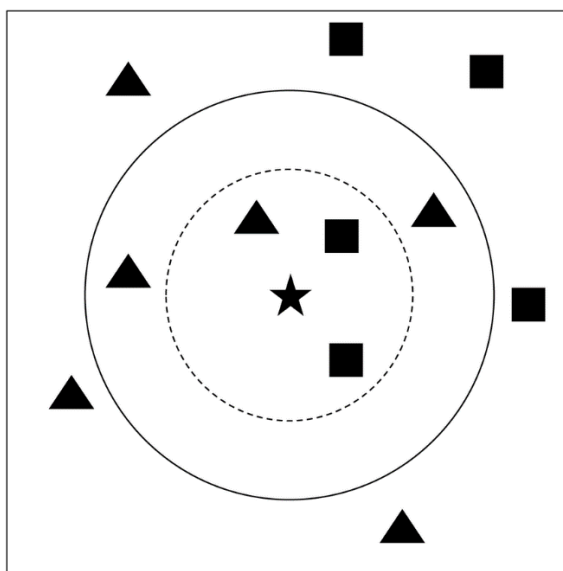
παρόμοια συμπεριφορά υπάρχουν σε μικρή γειτνίαση⁶. Αυτή η υπόθεση οδηγεί στη διαμόρφωση του μαθησιακού στόχου ως ταξινόμηση των νέων άορατων σημείων δεδομένων υπολογίζοντας την απόσταση των σημείων δεδομένων K στο εκπαιδευτικό σύνολο που έχει τη μικρότερη απόσταση στο χώρο των χαρακτηριστικών.

Η επόμενη εικόνα παρουσιάζει ένα παράδειγμα k -NN, όπου φαίνονται τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης και τα τρία κοντινότερα στοιχεία στο προς κατηγοριοποίηση στοιχείο (star). Το στοιχείο star, θα κατηγοριοποιηθεί στην κατηγορία στην οποία ανήκουν τα περισσότερα από αυτά τα στοιχεία.

Η βασική ιδέα του αλγορίθμου k NN ως προς την κατηγοριοποίηση ενός στοιχείου είναι οι ιδιότητες κάθε συγκεκριμένου στοιχείου που δίνεται σαν είσοδο στον αλγόριθμο να είναι παρόμοιες με τις ιδιότητες που έχουν τα άλλα σημεία, σε μια συγκεκριμένη απόσταση από αυτό. Η απόσταση αυτή ονομάζεται και “γειτονιά”, από όπου προκύπτει και το όνομα του αλγορίθμου. Τα βήματα τα οποία ακολουθούνται για την υλοποίηση του αλγορίθμου k NN είναι τα εξής:

1. Επιλογή των αριθμών των γειτόνων και το μέτρο απόστασης.
2. Εύρεση του γείτονα αυτού που πρέπει να κατηγοριοποιηθεί το στοιχείο.
3. Κατηγοριοποίηση του νέου στοιχείου.

Προκειμένου να μετρήσουμε την ομοιότητα ή την απόσταση μεταξύ σημείων θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί κάποιο μέτρο απόστασης $D(x_1, x_2)$. Τέτοια μέτρα απόστασης μπορεί να είναι η Ευκλείδεια απόσταση, η απόσταση Manhattan, η απόσταση Minkowski, η απόσταση Chebyshev και η απόσταση Hamming.



Εικόνα 21: Παράδειγμα k -nn

⁶ <https://towardsdatascience.com/machine-learning-basics-with-the-k-nearest-neighbors-algorithm-6a6e71d01761>

Η απόσταση είναι μια συνάρτηση που χρησιμοποιείται για να εκφράσει πόσο παρόμοιο ή όχι είναι το νέο άορατο σημείο δεδομένων με τα σημεία δεδομένων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η απόσταση μπορεί να είναι η απόσταση Ευκλείδειου, Hamming ή Mahalanobis. Η απόσταση εκφράζεται στην εξίσωση 8:

$$l = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^p \frac{1}{p} \quad (8)$$

4.5.4 Naive Bayes

Ο Naive Bayes στην πραγματικότητα δεν είναι ένας ταξινομητής, αλλά μια κατηγορία πιθανολογικών ταξινομητών. Ο Bayes (Naive Bayes) κατηγοριοποιεί ένα δείγμα χρησιμοποιώντας το απλοϊκό μοντέλο Bayes, υποθέτοντας ότι τα γνωρίσματα είναι κατά συνθήκη ανεξάρτητα μεταξύ τους, με δεδομένη την κατηγορία. Η βασική ιδέα είναι ότι, δεδομένου ενός διανύσματος εισόδου, που αντιπροσωπεύει το άορατο σημείο δεδομένων, ένας ταξινομητής Naive Bayes, εφαρμόζει το θεώρημα του Naive Bayes, υποθέτοντας ανεξαρτησία μεταξύ των χαρακτηριστικών του δεδομένου διανύσματος εισόδου. Οι πιθανότητες $\Pr\{t = c\}$ και $\Pr\{x_i | t = c\}$ μπορεί να υποθεθεί ότι ακολουθούν μια κατανομή. Έτσι, ο ταξινομητής Naive Bayes μπορεί να χρησιμοποιήσει τη κατανομή Gauss ή Bernoulli, κλπ. Έτσι, χρησιμοποιείται η Gauss παραλλαγή του ταξινομητή Naive Bayes. Το κύριο πλεονέκτημα του ταξινομητή Naive Bayes είναι ότι μπορεί να επιτύχει υψηλή ακρίβεια με μικρά δεδομένα, σε αντίθεση με πιο πολύπλοκα μοντέλα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα.

Το θεώρημα του Bayes εφαρμόζεται (t είναι η μεταβλητή κλάσης και $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$ είναι το άορατο σημείο εισόδου δεδομένων) το πρόβλημα ταξινόμησης εκφράζεται σε εξίσωση 7

$$y = \arg_c \max_x \Pr\{t = c\} \prod_{i=1}^n \Pr\{x_i | t = c\} \quad (11)$$

4.5.5 Support Vector Machines

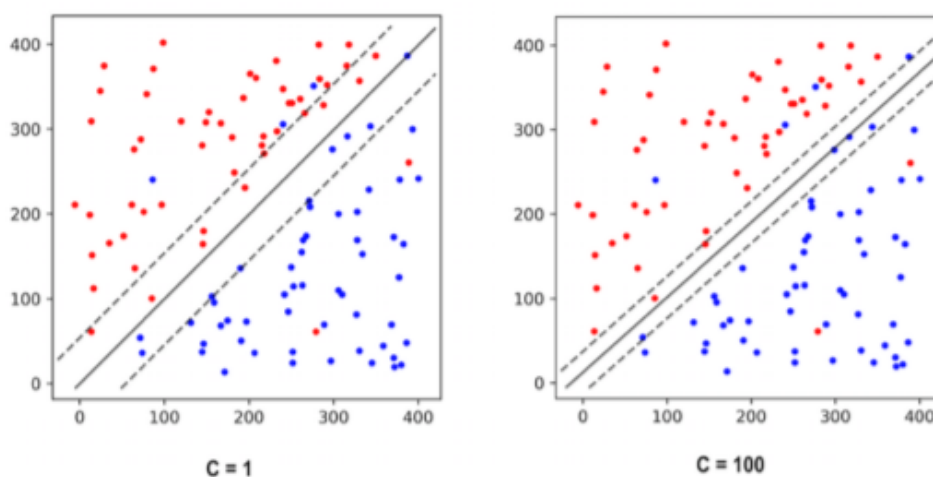
Τα Support Vector Machines (SVMs) είναι αντίθετα με τα Naive Bayes, μια μη πιθανολογική οικογένεια ταξινομητών. Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) δημιουργήθηκαν από τον Hava Siegelmonn και τον Vladimir Vapnik το 1992.

Είναι μια μέθοδος διανυσματικής μάθησης η οποία σε σχέση με άλλους ταξινομητές, όπως ο αλγόριθμος Multilayer Perceptron ή ο Naive Bayes που εντοπίζουν έναν οποιοδήποτε γραμμικό διαχωριστή ή αναζητούν τον καλύτερο δυναμικό γραμμικό διαχωριστή με βάση κάποιο κριτήριο αντίστοιχα, έχουν ως στόχο τον εντοπισμό ενός ορίου απόφασης μεταξύ των κλάσεων. Το όριο αυτό πρέπει να βρίσκεται στη μέγιστη δυνατή απόσταση από οποιοδήποτε σημείο των δεδομένων εκπαίδευσης.

Έστω η μηχανή εκπαίδευσης $f(x, \alpha)$ όπου το α είναι το σύνολο των παραμέτρων της συνάρτησης βασισμένο σε σημεία τα οποία αποτελούνται από το υποσύνολο των δεδομένων όπου ορίζεται η θέση του διαχωριστή. Τα σημεία αυτά ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης. Η κύρια ιδέα πίσω από τα SVM είναι ότι ο στόχος είναι να βρεθεί ένα υπερπλάνο που χωρίζει τις τάξεις του σετ εκπαίδευσης με το μεγαλύτερο περιθώριο. Όταν τα νέα αόρατα δεδομένα τροφοδοτούνται στο SVM, πραγματοποιείται η πρόβλεψη της ετικέτας με βάση το ποιο μέρος του υπερπλάνου πέφτει.

Τα SVM μπορούν να χειριστούν προβλήματα δυαδικών και πολλαπλών κλάσεων και θεωρούνται ένας από τους καλύτερους αλγορίθμους ταξινόμησης. Η διατύπωση του προβλήματος, ως πάροουμε την δυαδική περίπτωση, είναι μια εργασία γραμμικής ταξινόμησης και η λύση του αντιμετωπίζεται ως περιορισμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Στόχος των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης δεν είναι η ελαχιστοποίηση του εμπειρικού κινδύνου, αλλά η ελαχιστοποίηση του ανώτερου ορίου σφάλματος γενίκευσης. Για την επίτευξη αυτού του στόχου χρειάζεται το όριο απόφασης της μηχανικής εκπαίδευσης να έχει τη μέγιστη ελάχιστη απόσταση από το πιο κοντινό σημείο εκπαίδευσης.



Εικόνα 22: Παράδειγμα SVM

Η πιο πάνω εικόνα παρουσιάζει το πως επηρεάζεται ο αλγόριθμος SVM αλλάζοντας τη παράμετρο C όπου εξαρτάται το όριο απόφασης, από ένα σε εκατό. Παρατηρείται ότι αν η τιμή του C είναι χαμηλή τότε το όριο απόφασης είναι μεγάλο, ενώ αν το C είναι υψηλό τότε το όριο απόφασης θα είναι μικρό προσπαθώντας έτσι να ελαχιστοποιήσει τις λάθος κατηγοριοποιήσεις.

4.5.6 Δένδρα Απόφασης

Τα δέντρα απόφασης⁷ διαφέρουν από τους αλγορίθμους που αναφέρονται παραπάνω. Το δέντρο αποφάσεων είναι μια εποπτευόμενη μέθοδος μάθησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο σε εργασίες ταξινόμησης όσο και σε παλινδρόμηση και ο στόχος του είναι να δημιουργήσει ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί απλές δηλώσεις. Τα δέντρα αποφάσεων είναι πολύ απλά στην κατανόηση και μπορούν να απεικονιστούν εύκολα. Τα δένδρα απόφασης είναι ο απλούστερος και ευκολότερος τρόπος κατηγοριοποίησης και πρόβλεψης. Είναι πολύ εύκολα ως προς την κατανόηση και την ερμηνεία. Σε αντίθεση με άλλα μοντέλα κατηγοριοποίησης, τα δέντρα απόφασης μπορούν να έχουν συνδυασμό αριθμητικών και κατηγορικών χαρακτηριστικών, αλλά και να κατηγοριοποιήσουν ελλιπή χαρακτηριστικά. Η διαδικασία με την οποία καταλήγουν στην κατηγοριοποίηση γίνεται με τον εξής τρόπο:

- Κάθε εσωτερικός κόμβος ενός δένδρου ονοματίζεται με το όνομα του χαρακτηριστικού.
- Κάθε κλαδί - σύνδεση δύο κόμβων ονοματίζεται με μία συνθήκη ή τιμή για το χαρακτηριστικό του γονικού κόμβου.
- Κάθε φύλλο σχετίζεται με το όνομα μιας κλάσης.

Το πρόβλημα με το δέντρο απόφασης είναι το γεγονός ότι μπορεί να είναι δύσκολο να γενικευτεί ένα δέντρο απόφασης, επειδή καθώς το πρόβλημα γίνεται πιο περίπλοκο, το δέντρο μπορεί να είναι πιο πολύπλοκο και δύσκολο να εκτελεστεί, καθώς και άλλοι αλγόριθμοι ταξινόμησης, όπως οι SVM.

Αρχικά το δέντρο δέχεται ως είσοδο ένα σύνολο εκπαίδευσης με τα διάφορα χαρακτηριστικά που το χαρακτηρίζουν. Τα κλαδιά του δένδρου περιέχουν τις τιμές ελέγχου για κάθε γνώρισμα. Τα φύλλα του δένδρου αντιστοιχούν στις τιμές των κατηγοριών που έχουν οριστεί. Τα χαρακτηριστικά εισόδου μπορούν να είναι διακριτά ή συνεχή, όπως και τα χαρακτηριστικά της τιμής εξόδου. Στην περίπτωση που η τιμή εξόδου είναι διακριτή τιμή τότε έχουμε κατηγοριοποίηση, ενώ όταν η τιμή εξόδου είναι συνεχής συνάρτηση τότε έχουμε παλινδρόμηση. Το πιο σημαντικό είναι το

⁷ <https://towardsdatascience.com/decision-trees-in-machine-learning-641b9c4e8052>

δέντρο που έχει δημιουργηθεί να μην υπερφορτωθεί. Πιο γνωστοί αλγόριθμοι δένδρων απόφασης είναι ο ID3, ο C4.5, ο CART, ο SLIQ και ο SPRINT.

4.5.7 Logistics Regressor

Παρά το όνομά του, η λογιστική παλινδρόμηση είναι ένα μοντέλο ταξινόμησης και όχι ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Η λογοτεχνική παλινδρόμηση ονομάζεται επίσης παλινδρόμηση logit, ταξινόμηση μέγιστης εντροπίας (MaxEnt) ή λογοτεχνικός ταξινομητής στη βιβλιογραφία.

Μια λογιστική συνάρτηση χρησιμοποιείται για να μοντελοποιήσει τις πιθανότητες που αντιπροσωπεύουν τα πιθανά αποτελέσματα μιας μόνο δοκιμής σε αυτό το μοντέλο. Μεταξύ πολλών τιμωρημένων λειτουργιών εφοδιαστικής είναι οι l_2 και l_1 . Η δυαδική κλάση l_2 που τιμωρείται με την υλικολογική παλινδρόμηση ελαχιστοποιεί την ακόλουθη συνάρτηση κόστους ως πρόβλημα βελτιστοποίησης:

$$\min_{w,c} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \log(e^{-y_i(x_i^T w + c)} + 1) \quad (12)$$

l_1 , κανονικοποιημένη υλικολογική παλινδρόμηση, από την άλλη πλευρά, λύνει το ακόλουθο πρόβλημα βελτιστοποίησης:

$$\min_{w,c} \|w\|_1 + C \sum_{i=1}^n \log(e^{-y_i(x_i^T w + c)} + 1) \quad (13)$$

Η Logistics Regression είναι ένας από τους πιο βασικούς και ευρέως χρησιμοποιούμενους αλγόριθμους Machine Learning. Είναι απλό στη ρύθμιση και μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως σημείο εκκίνησης για οποιοδήποτε πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης. Η βαθιά μάθηση μπορεί να επωφεληθεί από τις βασικές θεμελιώδεις αρχές της. Η σχέση μεταξύ μιας εξαρτημένης δυαδικής μεταβλητής και ανεξάρτητων μεταβλητών ορίζεται και εκτιμάται με τη χρήση λογιστικής παλινδρόμησης.

4.5.8 Ενσωμάτωση μηχανισμού ML στο δίκτυο LoRa

Σε αυτό το σημείο παρουσιάζεται ο γενικός μηχανισμός που βασίζεται σε ML για την επιλογή SF στη LoRa. Στο μοντέλο συστήματος, οι αποφάσεις του μηχανισμού για το SF λαμβάνουν χώρα στο διακομιστή δικτύου ο οποίος είναι υπεύθυνος για ολόκληρη τη μετάδοση. Ο μηχανισμός αποτελείται από τρία βήματα: α) Εξαγωγή τιμών NS στον διακομιστή ML, β) Επιλογή SF με βάση ML αλγόριθμοι και τέλος γ) Ρύθμιση της διαμόρφωσης SF στο δίκτυο LoRa.

- Βήμα 1: Εξαγωγή τιμών NS σε διακομιστή ML

Για να εκτελέσουμε τους αλγόριθμους ML απαιτείται μια σειρά πληροφοριών που σχετίζονται με την προσομοίωσή μας. Οι παραπάνω πληροφορίες στο πλαίσιο προσομοίωσης συλλέγονται και αποθηκεύονται σε ένα αρχείο με επέκταση.csv. Αυτό το αρχείο περιέχει ένα σύνολο δεδομένων δοκιμής για τα πειράματά μας και θα χρειαστεί ως είσοδος στον διακομιστή ML. Αυτές οι πληροφορίες είναι το TP, τα πακέτα που αποστέλλονται καθώς και η ενέργεια που καταναλώνεται. Οι παραπάνω πληροφορίες χρησιμοποιούνται ως είσοδος για τον διακομιστή ML κατά τη διάρκεια των πειραμάτων μας.

- Βήμα 2: Επιλογή SF

Για να επιλέξουμε το ιδανικό SF για τη μετάδοση των δεδομένων σε έναν μόνο κόμβο, πρέπει πρώτα να ανακτηθούν και να αναλυθούν τα αποθηκευμένα δεδομένα. Για το λόγο αυτό, μέσω του ML προσπαθούμε να εξαγάγουμε (βάσει συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης) το ιδανικό SF που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί από το NS για τη μετάδοση των δεδομένων χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους k-NN και Naive Bayes. Το ιδανικό SF που πληροί τις προϋποθέσεις βάσει των δεδομένων εισόδου του TP, των πακέτων και της ενέργειας, εξάγεται και γράφεται σε ένα αρχείο που καταλήγει σε.csv. Στη συνέχεια, το αρχείο csv χρησιμοποιείται ως είσοδος στο NS για τη συνέχιση της μετάδοσης.

- Βήμα 3: Ενσωμάτωση και μετάδοση SF

Σε αυτό το βήμα, το NS ενημερώνεται μέσω του αρχείου.csv σχετικά με το πρόσφατα ιδανικό SF και ορίζει τις παραμέτρους στα αρχεία και τις κλάσεις που εμπλέκονται. Στη συνέχεια, το NS στέλνει ένα μήνυμα downlink στον δεξιό κόμβο. Στη συνέχεια, συνεχίζεται όλη η διαδικασία μετάδοσης.

4.5.9 Επεξήγηση μηχανισμών επιλογής SF

Αυτή η ενότητα εξετάζει τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις σχετικά με την επιλογή του SF κατά τη μετάδοση σε περιβάλλον LoRaWan.

1η Προσέγγιση - Επιλογή RSF (Τυχαία SF)

Η 1η προσέγγιση βασίζεται στην τυχαία επιλογή SF για τη μετάδοση δεδομένων. Ο αλγόριθμος επιλέγει μια τυχαία τιμή μεταξύ 7 και 12 για να χρησιμοποιηθεί κατά τη μετάδοση. Η διαδικασία λήψης του SF παρουσιάζεται

παρακάτω χρησιμοποιώντας ψευδοκώδικα. Οι τιμές SF δεν αλλάζουν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης. Αυτό μπορεί να είναι ρεαλιστικό γιατί σε πολλές περιπτώσεις είναι άγνωστο τι SF πρέπει να εκχωρήσει ο χρήστης, οπότε στην πραγματικότητα, το SF του κόμβου μπορεί να θεωρηθεί τυχαίο.

Pseudo code of the SF Selection in RSF case

```
int SF=0; % initialize the SF
Set SF by random (7,12)
transmit(); % NS transmits the data
```

2η Προσέγγιση - επιλογή ADRSF (ADR SF)

Η 2η προσέγγιση που εξετάζεται σε αυτό το έγγραφο είναι ο μηχανισμός ADR ("The Things Network", 2021). Δεδομένου του χρόνου στον αέρα, οι κόμβοι πιο κοντά στην πύλη δεν χρειάζονται τον υψηλό προϋπολογισμό σύνδεσης που συνοδεύει το SF12. ούτε χρειάζεται να μείνουν στον αέρα για πολύ. Έτσι, το ADR μπορεί να βελτιστοποιήσει το SF του κόμβου και να ελαχιστοποιήσει το επόμενο Time on Air, σύμφωνα με τον προϋπολογισμό σύνδεσης κάθε κόμβου. Το ADR είναι ένας πολύ απλός ευρετικός μηχανισμός που αποτελείται από δύο μέρη, το ένα τρέχει στο NS και το δεύτερο στον ίδιο τον κόμβο. Το ADR αλλάζει το ρυθμό δεδομένων με βάση απλούς κανόνες: Εάν ο προϋπολογισμός σύνδεσης είναι υψηλός, ο ρυθμός δεδομένων μπορεί να μειωθεί (δηλ. Ο SF αυξάνεται). Εάν ο προϋπολογισμός σύνδεσης είναι χαμηλός, ο ρυθμός δεδομένων μπορεί να μειωθεί (δηλαδή ο SF μειώνεται) («Κατανόηση του LoRa: Adaptive Data Rate, 2021). Ο ψευδοκώδικας της 2ης προσέγγισης παρουσιάζεται παρακάτω.

Ο μηχανισμός ADR είναι πολύ εύκολο να κατανοηθεί και να εφαρμοστεί και είναι ευρετικός. Η δυναμική αλλαγή της επιλογής παραμέτρων γενικά είναι ευεργετική τόσο για τους κόμβους όσο και για το δίκτυο, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε μειωμένη κατανάλωση ενέργειας και αύξηση του λόγου παράδοσης.

Το κύριο πρόβλημα της ADR είναι το γεγονός ότι είναι ευρετικό και δεν οδηγεί πάντα στη βέλτιστη κατανομή πόρων σε αντίθεση με άλλους μηχανισμούς που προτείνονται στη βιβλιογραφία. Επιπλέον, το ADR συγκλίνει πολύ αργά και σε πολλές περιπτώσεις πρέπει να πραγματοποιηθούν πολλές ανεπιτυχείς μεταδόσεις uplink πριν από την αλλαγή του SF ή του TP. Αυτά τα κύρια μειονεκτήματα έχουν αυξήσει το ενδιαφέρον των ερευνητών σε όλο τον κόσμο για καλύτερες εναλλακτικές λύσεις.

Στη παρούσα εργασία, δοκιμάζονται δύο παραλλαγές του μηχανισμού ADR. Η πρώτη, στο τμήμα NS, η ποιότητα της σύνδεσης εκτιμάται χρησιμοποιώντας τη μέγιστη τιμή SNR από τα τελευταία 20 καρτέ, ενώ η δεύτερη έκδοση του ADR που

προτείνεται στο (Slabicki, PremSankar, & Di Francesco, 2018) χρησιμοποιεί το μέσο όρο του τα τελευταία ληφθέντα πλαίσια.

Ο ψευδοκώδικας που ακολουθεί αναφέρεται και στις δύο παραλλαγές με τη διαφορά ότι αντί για τον τελεστή `max` χρησιμοποιείται ο μέσος τελεστής. Η παραλλαγή ADR που χρησιμοποιεί τελεστή `max` το ορίζουμε ως `MaxADR`, ενώ η παραλλαγή χρησιμοποιεί τον μέσο τελεστή ως `AvgADR`.

Pseudo code of the SF Selection in ADR case in node

```
int initSF=0; % initialize the SF
int ADR_uplink = 0
int threshold = 96
while (uplink transmissions):
    ADR_uplink ++;
    if ADR_uplink > threshold;
        initSF = increaseSF(initSF);
    else
        Request Downlink frame
        transmit(); % NS transmits the data

function increaseSF(SF):
    if (SF > 7 and SF <12):
        SF = SF + 1;
    return SF;
```

Pseudo code of the SF Selection in ADR case in NS

```
SNRm = max of the last 20 frames
SNRmargin;
steps = floor(SNRmargin/3)
int threshold = 96
while (steps>0 & SF>7):
    SF--; steps--
while steps >0 and TP>2
    TP =TP-3; steps--;
while steps<0 and TP<2
    TP =TP+3;
    steps++;
```

3η Προσέγγιση - Επιλογή MLSF (Machine Learning SF)

Ο στόχος της 3ης προσέγγισης είναι να βρεθεί το κατάλληλο SF που βασίζεται σε τεχνικές ML. Αρχικά ο αλγόριθμος έχει ήδη ένα εκπαιδευμένο σύνολο δεδομένων με δεδομένα (σε κανονικοποιημένη μορφή) και λαμβάνει πληροφορίες από το NS μέσω άμεσης επικοινωνίας χρησιμοποιώντας αρχείο `a.csv` με πληροφορίες σχετικά με τη μετάδοση. Το μοντέλο ML εξάγει τις πληροφορίες (TP, πακέτα που αποστέλλονται

καθώς και ενέργεια που καταναλώνεται) και τροφοδοτεί τον αλγόριθμο k-NN ή τους Naive Bayes για την επιλογή SF. Το επόμενο βήμα είναι να γραφεί η επιλεγμένη τιμή SF σε αρχείο a.csv που θα χρησιμοποιηθεί ως είσοδος στο NS για τη διαδικασία μετάδοσης. Το NS λαμβάνει τα μετατρεπόμενα πακέτα IP και, στη συνέχεια, με ένα πακέτο downlink, ενημερώνει τον κόμβο SF. Η διαδικασία παρουσιάζεται παρακάτω χρησιμοποιώντας ψευδοκώδικα.

Επιπλέον, έχει δημιουργηθεί ένας απλός μηχανισμός επιπέδου εφαρμογής για να παρακολουθεί το χαμηλότερο SF του κόμβου. Αυτό είναι απαραίτητο για τις περιπτώσεις όπου το μοντέλο ML επιστρέφει μια τιμή SF που πέφτει κάτω από το ελάχιστο απαιτούμενο SF για να ληφθεί επιτυχώς από την GW. Αυτό είναι εφικτό σε σενάρια πραγματικής ζωής, καθώς η μέθοδος για την επίτευξη αυτού του είδους της παρακολούθησης χρειάζεται βασικές λειτουργίες που μπορεί να χειριστεί η μονάδα αριθμητικής και λογικής του μικροελεγκτή (ALU). Επίσης, το τμήμα ADR που τρέχει στους κόμβους χρησιμοποιείται επίσης, για να αντιμετωπίσει τις περιπτώσεις όπου το αρχικό SF που έχει εκχωρηθεί (πριν φτάσει στο NS) είναι χαμηλότερο από το ελάχιστο SF.

Pseudo code of the SF Selection in MLSF case

```
int SF=0; % initialize the SF
data = retrieveInput(); Retrieve input written from NS in exported.csv
newlySF = analyzeAndRunML(data); % extract data and run k-NN/Naive Bayes
using python module and return the ideal SF.
storeSFVariable(); % Store the selected value at config.csv
retrieve_configuration(); % NS reads configuration from the config.csv and
sets the SF to the involved classes and functions
transmit(); % NS transmits the data
```

4.6 Μελέτη Μεταβολών Spreading Factor

Το LoraWan είναι μια ασφαλής και αποτελεσματική τεχνολογία μετάδοσης που καλύπτει μεγάλες περιοχές που κυμαίνονται από 1 km² σε αστικές ζώνες έως 60 km² σε αγροτικές ή ανοιχτές περιοχές. Το LoraWan χρησιμοποιεί ένα φάσμα με τιμές εύρους ζώνης μεταξύ 125 και 500 kHz. Ο Πίνακας 8 δείχνει τις πιο σημαντικές μετρήσεις και κάθε τιμή. Στην τρέχουσα υλοποίηση κάναμε χρήση του εύρους ζώνης, της διαμόρφωσης και το φάσματος της τεχνολογίας LoraWan όσον αφορά μεταβολές SF

Πίνακας 8: Μετρικές LoRaWan

Παράμετρος	Τεχνολογία LoRaWan
------------	--------------------

Φάσμα	Unlicensed
Διαμόρφωση	CSS
Εύρος Ζώνης	125 – 500 kHz
Ενεργειακή Απόδοση	< 10 χρόνια διάρκεια μπαταρίας
Χωρητικότητα Συσκευής	Εξαρτάται από το σταθμό βάσης
Παρεμβολές	Ιδιαίτερα υψηλές

Πίνακας 9: Μετρικές που αφορούν ΙοT συσκευές

Παράμετρος	Τεχνολογία LoRaWan
Peak Current	32 MA
Sleep Current	1 Μα
Uplink	165 dB
Downlink	165 Db
Spectrum Cost	Free
Network Cost	\$100 – 1000/GW

Το LoraWan χρησιμοποιεί το πρωτόκολλο ALOHA, το οποίο είναι ασύγχρονο και δίνει την ευκαιρία στις ενσωματωμένες συσκευές να βρίσκονται σε κατάσταση sleep όταν είναι αδρανείς ή δεν είναι σε διαδικασία αποστολής δεδομένων ή σύζευξης με κάποιο σταθμό βάσης. Ακολουθώντας τον παραπάνω πίνακα, μπορούμε να δούμε την τιμή των ρευμάτων όσον αφορά την τεχνολογία LoraWan. Το γενικό αποτέλεσμα από αυτόν τον πίνακα είναι ότι οι εφαρμογές που δεν είναι ευαίσθητες στο χρόνο και δεν έχουν μεγάλο όγκο δεδομένων για αποστολή, πρέπει να χρησιμοποιούν το LoRa ως πρωτόκολλο υπηρεσίας κατά τη μετάδοση δεδομένων όταν υπάρχει η κατάλληλη υποδομή. Το κόστος της εγκατάστασης δικτύου κυμαίνεται από 100 \$ έως 1000 \$ ανά σταθμό βάσης, ανάλογα με τις ανάγκες της τοπολογίας για πολλαπλούς σταθμούς βάσης.

Η τεχνική διαμόρφωσης LoRa μπορεί να γίνει κατανοητή ως διαμόρφωση MFSK πάνω από τύπο Chirp Spread Spectrum (CSS). Χρησιμοποιεί διαφορετικούς παράγοντες διαμόρφωσης Spreading Factors (SF) από SF7 έως SF12. Αυτός ο μηχανισμός παρέχει αντίσταση σε παρεμβολές και απώλειες εξαιτίας πολλαπλών διαδρομών. Έτσι, είναι δυνατή η ρύθμιση του ρυθμού διαμόρφωσης και της ισχύος μετάδοσης ξεχωριστά ανά κόμβο. Ένα chirp κωδικοποιεί ένα σύμβολο πληροφοριών.

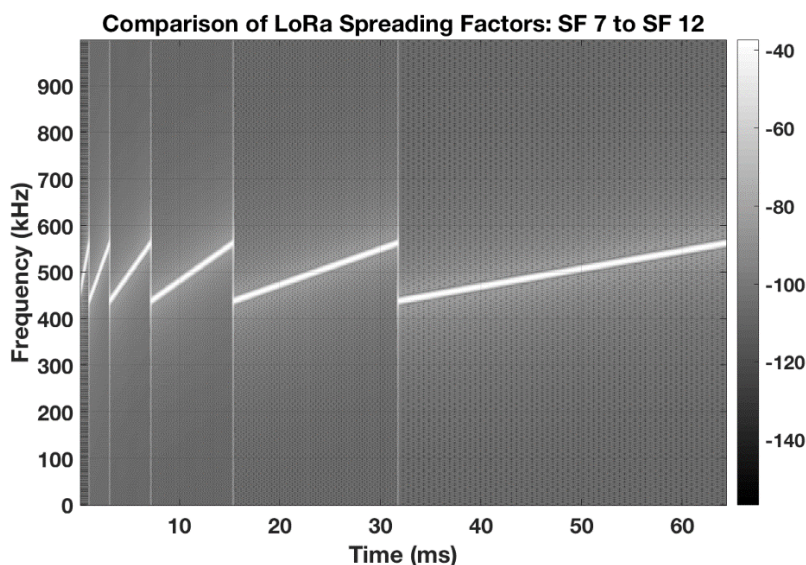
Εάν αυξηθεί το SF, το μέγεθος του πακέτου θα μειωθεί, με αποτέλεσμα να έχουμε μεγαλύτερη ισχύ στο κανάλι και μεγαλύτερη απόσταση επικοινωνίας.

Το LoRa PHY, βασισμένο σε διαμόρφωση CSS, είναι ικανό όπως προαναφέραμε να προσφέρει επικοινωνίες χαμηλής ισχύος και μεγάλης εμβέλειας. Η επιλογή του κατάλληλου SF για τη μετάδοση καθορίζει το εύρος επικοινωνίας και το ρυθμό μετάδοσης δεδομένων. Ο παρακάτω πίνακας δείχνει τις παραμέτρους προσομοίωσης που χρησιμοποιούνται στην προσομοίωση matlab ενός σεναρίου χρήσης LoraWan.

Πίνακας 10: Μετρικές που αφορούν IoT συσκευές

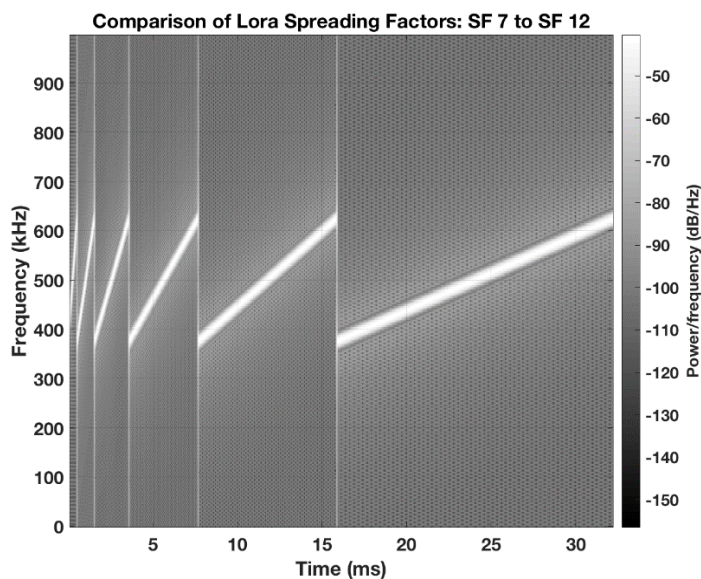
Παράμετρος	Τεχνολογία LoRaWan
Spreading Factor	7 to 12
Channel Bandwidth	125 – 500 kHz
Code Rate	4/5
Total Bits Transmitted	30000
Sampling Frequency	125000

Στο φυσικό επίπεδο το LoRa περιλαμβάνει 8 προοίμια σύμβολα, 2 σύμβολα συγχρονισμού και φυσικό ωφέλιμο φορτίο. Λόγω του γεγονότος ότι το LoRa χρησιμοποιεί παράγοντες διασποράς SF7 έως SF12 στη παρούσα προσομοίωση έγινε μελέτη μεταξύ Χρόνου και Συχνότητας για τους παραπάνω παράγοντες διάδοσης [83].

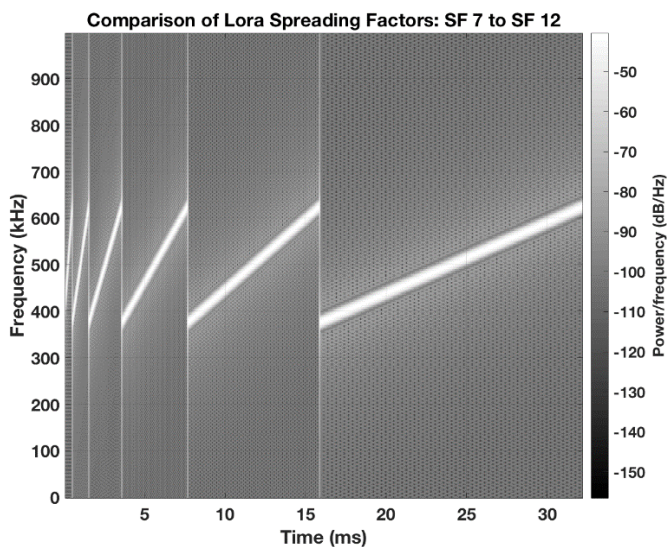


Εικόνα 23: SF generation using 125kHz BW.

Το LoRa χρησιμοποιεί τρία διαφορετικά εύρη ζώνης συχνοτήτων το 125 kHz, 250 kHz και 500 kHz. Στην Εικόνα 23 βλέπουμε τη διαφορά στο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων και στον χρόνο ύπαρξης στον αέρα κατά τη μετάδοση του σήματος. Από τα παραπάνω πειράματα μπορούμε να εξαγάγουμε ότι όσο υψηλότερος είναι ο παράγοντας διασποράς, τόσο υψηλότερος επιτυγχάνεται ο χρόνος στον αέρα κατά τη μετάδοση. Παρατηρώντας το διάγραμμα της παραπάνω εικόνας, μπορούμε να δούμε ότι όσο οι τιμές των παραγόντων διασποράς αλλάζουν από 7 σε 12, ο χρόνος over-the-air για μετάδοση αυξάνεται. Τα παραπάνω γίνονται επίσης αντιληπτά μέσω του διαγράμματος, καθώς ο αριθμός των SF αυξάνεται, το διάγραμμα φαίνεται να τεντώνεται. Έτσι, το SF8 παίρνει ακριβώς δύο φορές το χρόνο του SF7 και το SF9 παίρνει ακριβώς το διπλάσιο χρόνο του SF8.



Εικόνα 24: SF generation using 250kHz BW.

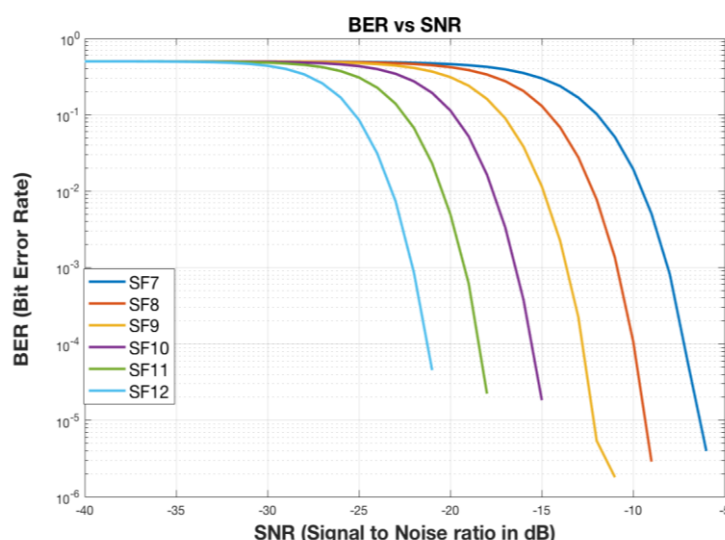


Εικόνα 25: SF generation using 500kHz BW.

Αυξάνοντας την τιμή εύρους ζώνης από 125kHz σε 250 kHz και 500 kHz αντίστοιχα, θέλουμε να δούμε τις αλλαγές στο χρόνο μετάδοσης και στον ρυθμό δεδομένων. Όπως φαίνεται από τις παραπάνω εικόνες αντίστοιχα καθώς αυξάνεται το εύρος ζώνης, η τιμή του ρυθμού μετάδοσης δεδομένων αυξάνεται σύμφωνα με τον μαθηματικό τύπο παραπάνω και ο χρόνος μετάδοσης τείνει να μειώνεται προσεγγίζοντας τη μισή τιμή κάθε φορά. Για παράδειγμα, για εύρος ζώνης SF = 12

και 125KHz, ο χρόνος over-the-air φτάνει τα 60ms, ενώ στην περίπτωση των 250kHz και 500Kz οι τιμές είναι 30ms και 15ms αντίστοιχα.

Όσον αφορά τη φυσική σημασία των παραπάνω αποτελεσμάτων, όταν μια συσκευή IoT επεξεργάζεται ένα μήνυμα προς το σταθμό βάσης, επιτυγχάνεται επιπλέον κέρδος επεξεργασίας λόγω της ικανότητας του modem να φιλτράρει το σταθερό σήμα. Αυτή είναι μια περίπτωση που επιτυγχάνεται με υψηλή ευαισθησία σε συσκευές IoT για δίκτυα αισθητήρων, όπου οι αισθητήρες ανταλλάσσουν πακέτα με κεντρικούς διακομιστές χρησιμοποιώντας χαμηλό ρυθμό δεδομένων και σχετικά μεγάλα χρονικά διαστήματα (π.χ. μετάδοση κάθε ώρα ή ακόμη και ημέρες). Αυτή είναι η δύναμη του LoRa που το καθιστά σημαντικό υποψήφιο για εφαρμογές IoT. Ως ένα φθηνό τσιπ με φθινό κρύσταλλο μπορεί να επιτύχει μια πολύ υψηλή ευαισθησία στη μετάδοση δεδομένων. Τα παραπάνω πειράματα προσομοίωσης επεκτείνουν το προκατασκευασμένο μοντέλο προσομοίωσης του Sakshama Ghosly⁸ από την οπτική γωνία του Διαδικτύου των πραγμάτων. Τα αποτελέσματα ανάλυσης 125kHz SF παρουσιάζονται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 26: BER vs SNR for different SF values.

Στο παραπάνω πείραμα, μπορούμε να δούμε τις αλλαγές στην τιμή του ποσοστού σφάλματος bit καθώς οι συντελεστές εξάπλωσης αλλάζουν από 7 σε 12 σε όλη τη μετάδοση των 30.000 bit. Η αρχική τιμή του SF = 7 μας δίνει ένα SNR περίπου -23dB και για το SF = 12 λαμβάνεται ένα SNR = -6dB. Καθώς το SNR αυξάνεται και χρησιμοποιείται ένα μεγαλύτερο SF για τη μετάδοση των δεδομένων μας, ο BER φαίνεται να μειώνεται.

Το πλεονέκτημα του LoRa είναι ότι είναι δυνατή η ρύθμιση της ισχύος μετάδοσης και του ρυθμού διαμόρφωσης σε κάθε διαφορετικό κόμβο της τοπολογίας

⁸ <http://www.sghosly.com/>

ξεχωριστά. Γενικά, ένα chirp κωδικοποιεί ένα σύμβολο πληροφοριών. Εάν αυξηθεί το SF, το πακέτο θα μειωθεί, με αποτέλεσμα υψηλότερη ισχύ πάνω στο κανάλι και μεγαλύτερη απόσταση επικοινωνίας. Ο Πίνακας 11 παρουσιάζει τους παράγοντες εξάπλωσης LoRa για εύρος ζώνης 125kHz. Εάν το SF αυξηθεί από 7 σε 12, η παράμετρος χρόνου-σε-αέρα καθώς και ο ρυθμός bit αυξάνεται και το SNR φαίνεται να βελτιώνεται σημαντικά[84].

Πίνακας 11: Μεταβολές τιμών SF

Παράμετρος	SNR (Db)	Bitrate (bit/s)
7	-7	5471
8	-9.5	3125
9	-12.5	1760
10	-15	979
11	-18	536
12	-22	294

Το παραπάνω παράδειγμα μπορεί να βελτιώσει την απόδοση του συστήματος εάν η τοπολογία IoT μας αποτελείται από πολλούς τελικούς κόμβους. Οι σταθμοί βάσης από την άλλη μεριά μπορούν να υποστηρίξουν ταυτόχρονα 8 διαφορετικά κανάλια επικοινωνιών.

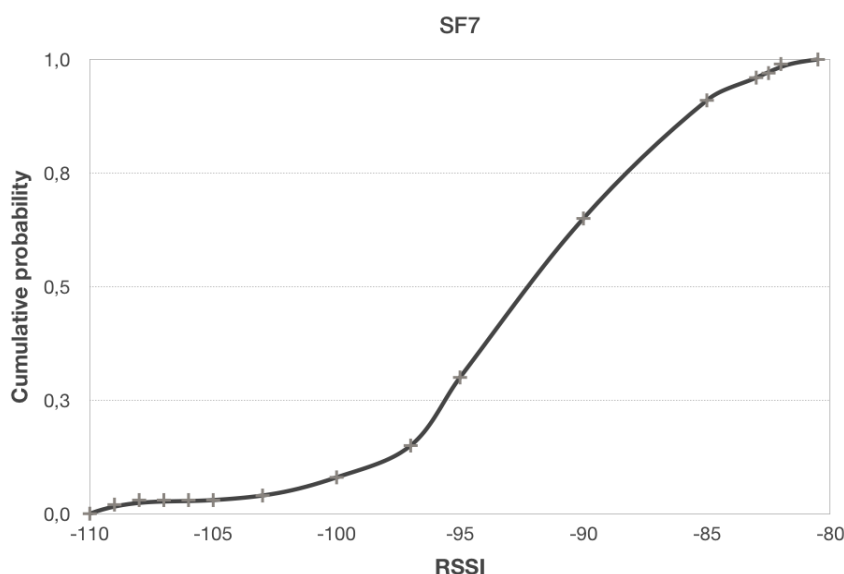
Η μελέτη των άλλων δύο περιπτώσεων εύρους ζώνης 250kHz και 500 kHz δεν είχε καμία σημαντική επίδραση στη μελέτη μας, καθώς ο αριθμός του ποσοστού σφάλματος bit μειώνεται σημαντικά και προσεγγίζει το 0 με παρόμοιο ρυθμό σε όλες τις διαφορετικές περιπτώσεις παραγόντων διάδοσης. Το LoRa, ουσιαστικά είναι ένας έξυπνος τρόπος για να έχετε πολύ καλή ευαισθησία του δέκτη καθώς και χαμηλό BER από φθηνά τσιπ. Με άλλα λόγια, αυτό σημαίνει ότι οι εφαρμογές χαμηλού ρυθμού δεδομένων μπορούν να έχουν πολύ μεγαλύτερη εμβέλεια χρησιμοποιώντας το LoRa το καθιστούν εναλλακτικό υποψήφιο για τιμολογιακές τεχνολογίες ραδιοφώνου στον κόσμο του IoT μειώνοντας την τιμή BER των πομπών IoT.

Αυτή η ενότητα περιλαμβάνει τα αποτελέσματα όπως εξήχθησαν από τα πειράματα. Πραγματοποιούμε τα πειράματά μας στην περιοχή του Ρίου Πατρών (Ελλάδα). Τα GW διανεμήθηκαν σε όλη την περιοχή σε απόσταση περίπου 100-200μ. Το υλικό που χρησιμοποιήθηκε για τα πειράματα ήταν 3 μονάδες FiPy που λειτουργούσαν ως GW και 2 μονάδες SiPy που λειτουργούσαν σαν πελάτες. Οι διακομιστές δικτύων παρέχονται μέσω του The Things Network (TTN) για λόγους απλότητας.

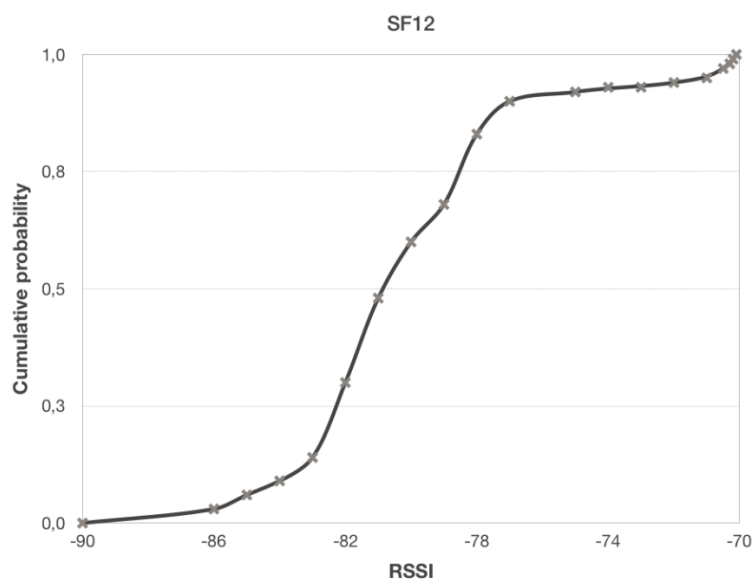
Στόχος μας σε αυτή τη μελέτη είναι ο υπολογισμός της απόστασης που εξάγεται από τις πληροφορίες RSSI. Ο συντελεστής διάδοσης (SF) υποδεικνύει τον

αριθμό των τσιπ που χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση ενός συμβόλου. Όσο υψηλότερος είναι ο συντελεστής διασποράς, τόσο μεγαλύτερο είναι το κέρδος κωδικοποίησης. Ένα χαμηλό SF απαιτεί περισσότερη ισχύ για να επιτύχει ένα ικανοποιητικό ποσοστό σφάλματος δυαδικών ψηφίων (BER) που καθιστά την εφαρμογή ακατάλληλη. Δεδομένου ότι στο σενάριό μας ο τελικός κόμβος που λειτουργεί σαν φορητή συσκευή σε ευάλωτα άτομα χρειάζεται μόνο να μεταδώσει το γεωγραφικό πλάτος, το γεωγραφικό μήκος καθώς και το αναγνωριστικό τους. Το BER δεν είναι σημαντικός παράγοντας.

Σε περίπου 200 μέτρα, η μέγιστη απόσταση που θα μπορούσαμε να φτάσουμε, με το SF12 το ποσοστό απώλειας πακέτων ήταν περίπου 0, με το SF 10 η απώλεια πακέτων ήταν περίπου 25% υψηλότερη και στο ποσοστό απώλειας πακέτων SF7 ήταν υψηλότερη από 47% της αρχικής αξίας [85]. Αυτό μπορεί επίσης να φανεί από τα παρακάτω σχήματα:



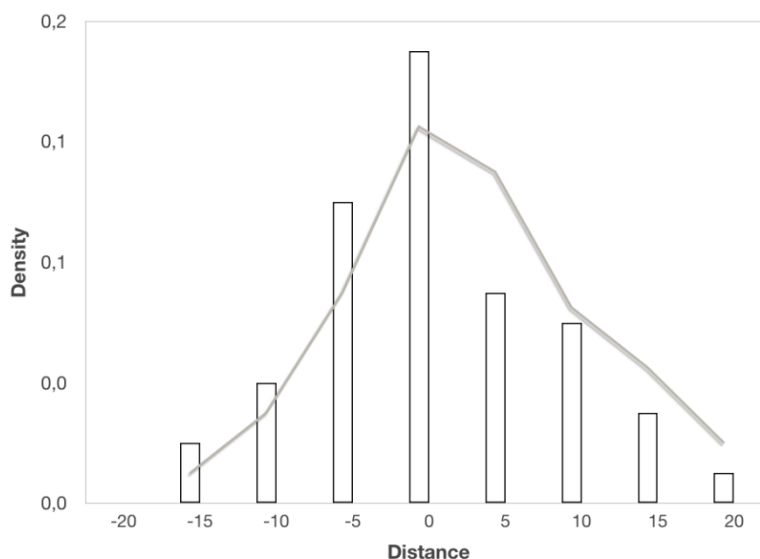
Εικόνα 27: Αθροιστική κατανομή RSSI για SF7 σε απόσταση 150m



Εικόνα 28: Αθροιστική κατανομή RSSI για SF12 σε 150m

Η αθροιστική κατανομή ως μετρική περιγράφει την πιθανότητα μια δεδομένη μεταβλητή να πέσει μεταξύ ή εντός ενός συγκεκριμένου εύρους. Χρησιμοποιώντας την εξίσωση 2, έχουμε $m = 3,9$, $d = 150m$ και $|RSSI| = 82$. Αυτή η τιμή μπορεί να είναι διαφορετική σε άλλες περιπτώσεις όπου η τοπολογία είναι διαφορετική και το σήμα RSSI ποικίλλει. Οι τιμές του διαστήματος [4,6] φαίνεται να είναι ιδανικές στο σενάριό μας χρησιμοποιώντας 3 GW για τριμερισμό.

Η Εικόνα 29, δείχνει την κατανομή της εκτιμώμενης θέσης. Θα μπορούσαμε να τοποθετήσουμε την ενότητα IoT σε έναν κύκλο όπου οι αποστάσεις από τα LoRa GW βρίσκονται στη μέση ενός κύκλου. Χρησιμοποιώντας γεωμετρική αραιώση ακριβείας (GDOP), μπορούμε να περιγράψουμε το σφάλμα που προκαλείται από τη σχετική θέση των συσκευών. Βασικά, όσο περισσότερα σήματα μπορεί να "δει" ένας δέκτης LoRaWAN (διαχωρισμένος σε σχέση με το ένα κοντά στο άλλο), τόσο πιο ακριβής μπορεί να είναι. Από μια άλλη άποψη, εάν τα GW είναι κατανεμημένα στις τοποθεσίες, τότε θα μπορούσαμε να έχουμε ένα καλύτερο GDOP.



Εικόνα 29: Μεταβολή της ακρίβειας εντοπισμού

4.7 Σενάριο εντοπισμού θέσης

Με την εμφάνιση του Internet of Things (IoT), ένας αυξανόμενος αριθμός συσκευών χαμηλού κόστους προορίζονται να λειτουργήσουν αυτόνομα για μεγάλα χρονικά διαστήματα, συχνά μακριά από σημεία πρόσβασης routers και μη έχοντας πρόσβαση σε συνεχή παροχή ενέργειας.

Για το λόγο αυτό προκύπτει η ανάγκη χρήσης Low Power Wide Area τεχνολογιών μέσα από ένα δίκτυο LPWAN προσελκύοντας την ερευνητική προσοχή από εταιρείες και παγκόσμια κοινότητα ερευνητών. Πρακτικά η παραπάνω τεχνολογία επιτρέπει σε αυτές τις συσκευές να επικοινωνούν σε μεγάλες αποστάσεις (έως 20km κάτω από καλές συνθήκες), με σχετικά χαμηλή ισχύ. Η δυνατότητα εντοπισμού γεωγραφικών συσκευών αποτελεί μεγάλο ενδιαφέρον σε πολλές περιπτώσεις και σενάρια χρήσης, όπως συστήματα παρακολούθησης διάσωσης ευπαθών ομάδων που έχουν ανάγκη.

Στη βασική εφαρμογή του, περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός συνόλου γεωγραφικών συντεταγμένων και σχετίζεται στενά με τη χρήση συστημάτων εντοπισμού θέσης. Μια τέτοια εφαρμογή ενσωματωμένη με χρήση LoRaWAN μπορεί να είναι χρήσιμη για εντοπισμό θέσης βάσει περιοχής, με το πλεονέκτημα της απαίτησης λιγότερων και χαμηλού κόστους συσκευών με μπαταρίες μεγάλης διάρκειας. Το LoRa λειτουργεί σε διάφορες συχνότητες ανάλογα με την περιοχή, όπως 868 MHz για την Ευρώπη και 915 MHz για τη Βόρεια Αμερική.

Η γεωγραφική τοποθεσία μπορεί επίσης να επιτευχθεί μέσω του παγκόσμιου συστήματος εντοπισμού θέσης (GPS), αλλά μια τέτοια επιλογή μπορεί να είναι αρκετά δαπανηρή καθώς η κατανάλωση μπαταρίας με χρήση module GPS αυξάνεται

ειθετικά μειώνοντας τη διάρκεια ζωής της συσκευής. Αυτό οδηγεί την παραπάνω λύση ανέφικτη για ορισμένες εφαρμογές.

Η χρήση τους LoRaWan θα μπορούσε να χρησιμοποιείται στην καθημερινή ζωή ή σε περιοχή με κτίρια ή παράγοντες παρεμβολής. Σε μια περίπτωση αναζήτησης και διάσωσης (SAR) στόχος είναι ο εντοπισμός ατόμων που έχουν ανάγκη όπως και να μπορεί να γίνει καταγραφή κίνησης σε πραγματικό χρόνο ή ακόμα και στέλνοντας μια ειδοποίηση εάν το άτομο που έχει ανάγκη κινείται έξω από μια καθορισμένη περιοχή, όπως ένα παιδί σε μια γειτονιά.

Για εντοπισμό των IoT συσκευές, η τεχνολογία αιχμής, από την άποψη της ακρίβειας, είναι το GPS. Στις περισσότερες σύγχρονες μονάδες GPS, η ακρίβεια του είναι λιγότερο από 10 μέτρα μπορεί να παρατηρηθεί σε ανοιχτό εξωτερικό περιβάλλον. Με βάση αυτό, η παραπάνω λύση είναι αρκετά ελκυστική για συστήματα αναζήτησης και διάσωσης. Η χρήση μονάδων GPS IoT καταναλώνει περισσότερο από 10 φορές την ενέργεια του LoRa, όταν τα πακέτα εντοπισμού αποστέλλονται στην ίδια στιγμή. Η διαφορά μπορεί να είναι έως και 20 φορές, εάν το LoRa έχει διαμορφωθεί με έναν αποτελεσματικό τρόπο τόσο για τους παράγοντες διασποράς όσο και για τους παράγοντες εύρους ζώνης. Έχοντας αυτό κατά νου, θα ήταν πιο ελκυστική η χρήση ενός χαμηλής Ισχύος Δίκτυου ευρείας περιοχής (LPWAN) για την επικοινωνία και τον εντοπισμό ευπαθών ομάδων.

Δύο τεχνολογίες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα LPWAN είναι τα LoRa και Sigfox. Το Sigfox είναι μια εξαιρετικά στενή ζώνη (UNB), τεχνολογία ασύρματης επικοινωνίας που ανήκει σε μια εταιρεία με το ίδιο όνομα. Το Sigfox, απευθύνεται σε συσκευές IoT. Μία από τις υπηρεσίες που προσφέρει είναι το Geolocation. Ο αλγόριθμος εντοπισμού που χρησιμοποιεί είναι τριμερισμός με εύρος RSSI. Πολλές φορές, το Sigfox χρησιμοποιεί τεχνικές μηχανικής εκμάθησης για να βελτιώσει την ακρίβεια της θέσης. Ωστόσο, αυτή η τεχνολογία μπορεί να εντοπίσει συσκευές με ακρίβεια ακρίβειας (<500m), χρησιμοποιώντας πληροφορίες από κοντινά Wi-Fi σημεία πρόσβασης που συγκρίνονται με δεδομένα που προέρχονται από πλήθος. Σε αυτήν την έρευνα, σημειώθηκε βελτίωση της ακρίβειας θέσης σε ακτίνα 200 μέτρων. Παρόμοια αποτελέσματα έχουν επιτευχθεί, όπου το LoRa χρησιμοποιείται για τοποθέτηση, χρήση RSSI. Επιτυγχάνουν ακρίβεια μικρότερη από 20 μέτρα σε μια μικρή περιοχή. Το SigFox και το LoRa είναι και τα δύο ικανά για επικοινωνία σε πολλά χιλιόμετρα ακόμη και σε Line of Sight (LoS) ή όχι. Ωστόσο, σε αυτήν την έρευνα μελετάμε αλγορίθμους εντοπισμού θέσης από την άποψη της πολυδιάστατης ικανότητας να ενσωματωθούν σε συστήματα SAR ως επέκταση των μεθοδολογιών εντοπισμού από προηγούμενες μελέτες.

4.7.1 Περιγραφή Σεναρίου

Το προτεινόμενο σύστημα στη μελέτη μας είναι η δημιουργία ενός οικοσυστήματος για περιπτώσεις διάσωσης συμπεριλαμβανομένου τόσο του υλικού (hardware) όσο και του λογισμικού (software) που τρέχει στις έξυπνες συσκευές. Το παραπάνω σύστημα θα προσφέρει τη δυνατότητα βασικής επικοινωνίας με σταθμούς βάσης που μπορούν να βρίσκονται σε απόσταση πολλών χιλιομέτρων από την τελική συσκευή χρησιμοποιώντας δύο τεχνολογίες. Η πρώτη τεχνολογία αφορά το παραδοσιακό WiFi στο οποίο η τελική συσκευή συνδέεται με έναν δημόσιο δρομολογητή WiFi (Router) εντός εμβέλειας και αποστέλλει τη θέση του και τις τρέχουσες συλλεγόμενες μετρήσεις (π.χ. θερμοκρασία & υγρασία) σε ένα κεντρικό διακομιστή όπως είναι το The Things Network (TTN)⁹.

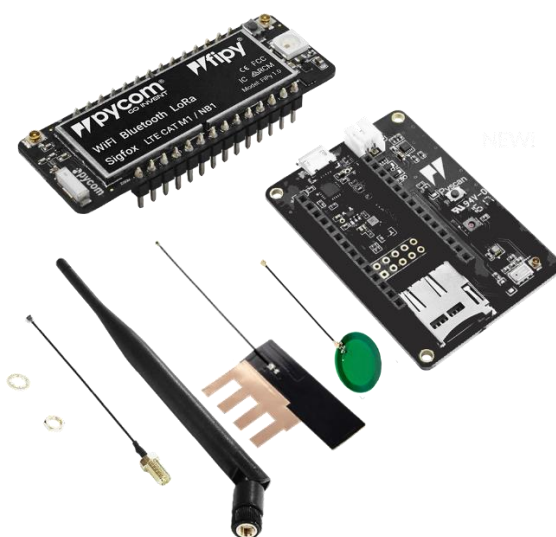
Το The Things Network είναι μια προσπάθεια να φτιαχτεί ένα παγκόσμιο, crowdsourced, Internet of Things δίκτυο δεδομένων, που θα είναι ανοιχτό και θα χρησιμοποιείται από τους χρήστες του. Τον Ιούλιο του 2015, το The Things Network κατάφερε να καλύψει όλη την πόλη του Amsterdam με ένα καινούριο είδος ασύρματου δικτύου που χρησιμοποιεί την τεχνολογία που λέγεται LoRaWAN (Long Range Wide Area Network). Το δίκτυο φτιάχτηκε από το μηδέν, με την οικονομική στήριξη κόσμου που αγαπούσε την τεχνολογία και ήθελε να συνεισφέρει στο παραπάνω εγχείρημα. Τώρα, το δίκτυο επεκτείνεται σε πάνω από 150 χώρες στον κόσμο. Ανάμεσά τους και η Ελλάδα.

Για το παραπάνω λόγο η δεύτερη τεχνολογία που εφαρμόστηκε στα πειράματά μας είναι το LoRa, ενεργώντας σαν μια πραγματική φορητή συσκευή που αποστέλλει τα δεδομένα (μετρήσεις και πληροφορίες συσκευής) στο TTN χρησιμοποιώντας ένα gateway. Όπως μπορούμε να εξαγάγουμε από το διάγραμμα ροής, η μέθοδος επικοινωνίας των τελικών συσκευών με το σταθμό βάσης και η οπτικοποίηση των δεδομένων είναι μια διαδικασία που αποτελείται από α) έλεγχο διαθεσιμότητας δικτύου, 2) καταγραφή μετρήσεων, 3) δημιουργία καναλιού μετάδοσης και αποστολής των δεδομένων στη κατάλληλη μορφή στε να μπορεί να εξαχθεί από τον κεντρικό server και στην συνέχεια να αναλυθεί, να αποθηκευτεί και να είναι σε θέση να οπτικοποιηθεί σε web-apps ή εφαρμογές κινητού.

⁹ <https://www.thethingsnetwork.org/>

4.7.2 Εξοπλισμός Hardware

Το Fipy τρέχει όλο το Micropython κώδικα για σύνδεση στο δίκτυο LoRaWAN, αποστολή και λήψη μηνυμάτων. Το παρακάτω expansion board είναι εξοπλισμένο με LoRa και LTE που το καθιστούν δυνατό για σύνδεση τόσο στα δίκτυα NB-IoT όσο και στα δίκτυα LoRaWAN. Επιλέξαμε το Fipy λόγω της ευκολίας γραφής, αποστολής και διαχείρισης κώδικα στη συσκευή. Επίσης χρησιμοποιεί το Micropython ως γλώσσα προγραμματισμού API, το πρωτότυπο στη συσκευή είναι γρήγορα. Η τροφοδοσία του Fipy γίνεται με δύο διαφορετικούς τρόπους σε όλα τα πειράματα: USB και Vin. Ορισμένα πειράματα χρησιμοποιούν αισθητήρα θερμοκρασίας DS18X20 συνδεδεμένο με το Fipy για την πρωτοτυπία και τη δοκιμή ενός προσαρμοστικού μοντέλου ανίχνευσης. Σε άλλα πειράματα, για παράδειγμα, κατά τον έλεγχο γραμμικότητας μεγεθών πακέτων έναντι κατανάλωση ενέργειας, στάλθηκαν τυχαία byte. Η ρύθμιση LoRaWAN για το Fipy έγινε χρησιμοποιώντας το Pycom LoRa API.

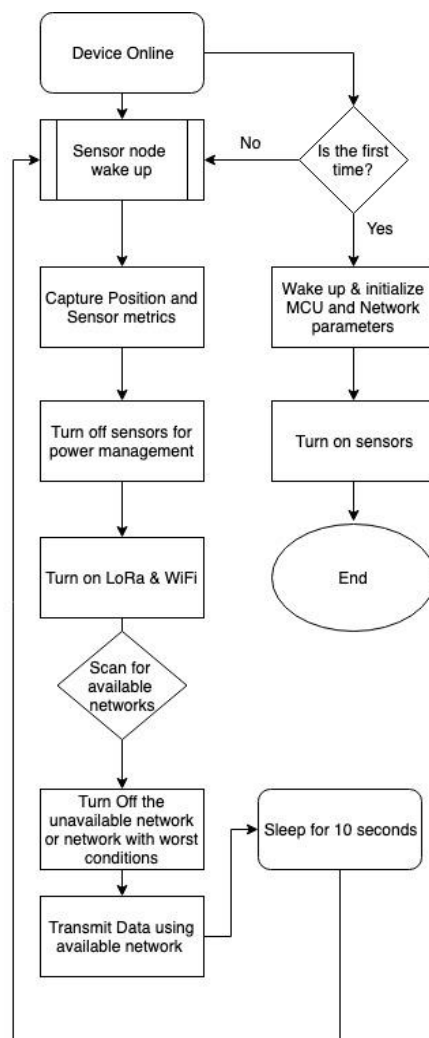


Εικόνα 30: Εξοπλισμός πειραμάτων

Στη λειτουργία LoRaWAN, η μόνη παραμετροποιήσιμη παράμετρος είναι η κατηγορία συσκευής (και τρεις άλλες παράμετροι που δεν ισχύουν για τα πειράματα σε αυτήν τη διατριβή). Οι παραπάνω παράμετροι, οι οποίες είναι οι προεπιλεγμένες τιμές για την εφαρμογή Pycom LoRa, χρησιμοποιούνται επομένως σε όλα τα πειράματα. Χρησιμοποιούμε συσκευή κλάσης A σε όλα τα πειράματα.

Η επιλογή του μοντέλου Fipy της εταιρείας PyCom ήταν επιτακτική καθώς χρειαζόμασταν ένα module που να διαχειρίζεται ζητήματα ενέργειας και να μπορεί να εκπέμψει δεδομένα ακόμα και σε μεγάλες αποστάσεις. Το παραπάνω module είναι χαμηλού κόστους (λιγότερο από ~20 € ανά κόμβο) και προσφέρει υποστήριξη πολλαπλών τεχνολογιών όπως WiFi, LoRa, Bluetooth καθώς και NB-IoT. Η

αρχιτεκτονική του βασίζεται στο Espressif ESP32, με 512KB RAM και 4MB flash, RTC και υποστήριξη GPIO. Το παραπάνω module είναι ευρέως διαδεδομένο εξαιτίας της υποστήριξης που προσφέρει για ανάπτυξη λογισμικού με MicroPython.



Εικόνα 31: Αρχιτεκτονική Συστήματος

Η γλώσσα MicroPython¹⁰ ξεκίνησε το 2014 έπειτα από το επιτυχημένο crowdfunding εγχείρημα του Damien George. Είναι γραμμένη σε γλώσσα C και για τη δημιουργία της χρησιμοποιήθηκε σαν βάση η γλώσσα Python (v3.4) από την οποία δανείζεται αυτούσια το συντακτικό και τα περισσότερα χαρακτηριστικά άλλα έχει βελτιστοποιηθεί ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στον προγραμματισμό μικροελεγκτών και ενσωματωμένων συστημάτων.

Η γλώσσα Python είναι από τις πιο διαδεδομένες στον χώρο του προγραμματισμού. Έχει απλό συντακτικό και αυτός είναι ο λόγος που μπορεί κάποιος

¹⁰ <https://docs.micropython.org/en/latest/esp32/quickref.html>

να τη μάθει πολύ εύκολα και γρήγορα. Είναι μια δυναμική γλώσσα υψηλού επιπέδου, αντικειμενοστραφής και χρησιμοποιεί διερμηνευτές (interpreters) κατά την εκτέλεσή της. Διαθέτει σημαντικό αριθμό βιβλιοθηκών (modules) στη βασική της έκδοση ενώ το γεγονός ότι είναι γλώσσα ανοιχτού κώδικα έχει δημιουργήσει μια πολύ μεγάλη και ενεργή κοινότητα προγραμματιστών οι οποίοι έχουν προσθέσει αμέτρητες επιπλέον βιβλιοθήκες.

Έτσι η χρήση της σήμερα έχει ένα πολύ ευρύ φάσμα καθώς καλύπτει σχεδόν όλες τις απαιτήσεις στην ανάπτυξη λογισμικού παρέχοντας υποστήριξη, επεκτασιμότητα και ασφάλεια.

Όλα τα χαρακτηριστικά της γλώσσας Python όμως, την καθιστούν απαιτητική σε πόρους επεξεργαστή και μνήμης. Για αυτό το λόγο κατά την υλοποίηση της MicroPython τροποποιήθηκαν στοιχεία της Python ώστε να μπορούν να αξιοποιηθούν με τον καλύτερο τρόπο περιορισμένοι πόροι υλικού ενώ παράλληλα γίνεται χρήση μεταγλωττιστή (compiler) αντί για διερμηνευτή για μεγαλύτερη ταχύτητα εκτέλεσης. Το αποτέλεσμα είναι να μπορεί η MicroPython να λειτουργεί σε μόλις 16kb μνήμης RAM και συνεπώς να είναι ιδανική στη χρήση σε μικροελεγκτές και ενσωματωμένα συστήματα.

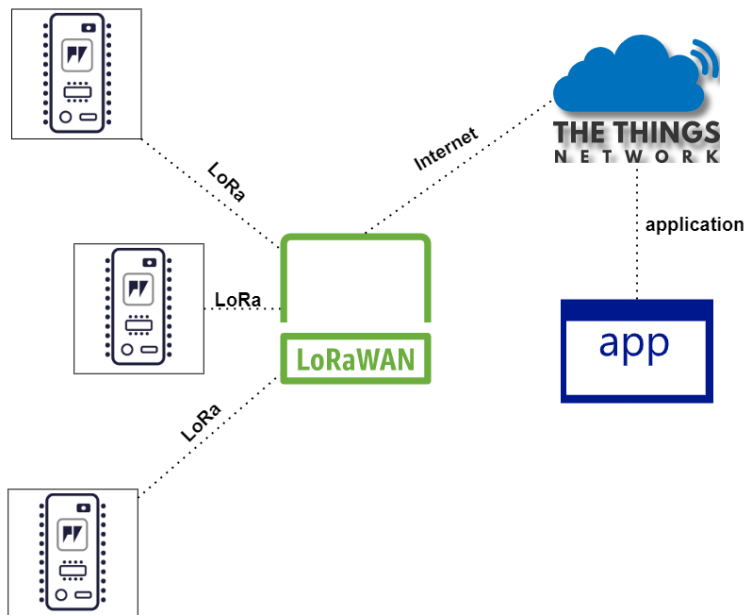
4.7.3 Pycom Fipy

Το Pycom Expansion Board κύκλωμα που δίνει τη δυνατότητα σε IoT modules να λάβουν παραπάνω δυνατότητες. Το expansion board ενεργοποιεί πρόσθετες δυνατότητες υλικού για τα διαφορετικά modules που είναι συνδεδεμένα σε αυτό, όπως ισχύς μπαταρίας, ισχύς USB και σειριακή επικοινωνία, κάρτα microSD, αποθήκευση καθώς και εύκολο πρωτότυπο με συνδέσεις καλωδίων. Η σειριακή επικοινωνία μέσω USB έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς σε όλα τα πειράματα, τόσο για τη μεταφόρτωση κώδικα στους πίνακες όσο και για παρακολούθηση των αρχείων καταγραφής από τις συσκευές κατά τη διάρκεια εκτέλεσης (debug scope).

4.7.4 The Things Network (TTN)

Το The Things Network είναι αυτή τη στιγμή το μεταλύτερο community-based IoT project στον κόσμο. Συγκεκριμένα πρόκειται για μια προσπάθεια να γίνει ένα παγκόσμιο IoT δίκτυο που θα επιτρέπει σε Πράγματα (αισθητήρες, συσκευές κτλ.) να συνδέονται στο Internet. Σε αντίθεση με αυτά που ξέρουμε έως τώρα για τις λεγόμενες “έξυπνες” συσκευές που συνδέονται στο διαδίκτυο συνήθως μέσω WiFi, το TTN (όπως αλλιώς είναι γνωστό το The Things Network) στοχεύει στη χρήση της τεχνολογίας LoRaWAN (Long Range WAN) χάρη στην οποία μεγάλος αριθμός αισθητήρων (10.000 ανά κόμβο/σημείο πρόσβασης) μπορούν και συνδέονται σε

cloud εφαρμογή-υπηρεσίες των μελών της κοινότητας μέσω των οποίων συλλέγονται, αναλύονται και αξιοποιούνται χρήσιμα δεδομένα. Δεν μιλάμε δηλαδή απλά για αυτοματισμούς εντός του σπιτιού, αλλά για σημαντική τεχνολογική εξέλιξη που βελτιώνει την καθημερινότητά μας και έξω από αυτό. Δίνεται για παράδειγμα η δυνατότητα να υπάρχουν αισθητήρες στις πόλεις που θα συνδέονται με το δίκτυο ύδρευσης, τα φανάρια και τα φώτα στους δρόμους, αισθητήρες που θα ενημερώνουν για την ποιότητα του αέρα ή του νερού, την κατάσταση / καλή λειτουργία διαφόρων δικτύων και συσκευών σε εμπορικά κέντρα, εάν έχουν γεμίσει οι κάδοι απορριμάτων και χρειάζεται να γίνει περισυλλογή τους και πολλές άλλες. Η τεχνολογία αυτή σε αντίθεση με τις υπάρχουσες ασύρματες τεχνολογίες όπως 3G-4G/WiFi/Bluetooth υπερέχει στο ότι οι συσκευές θα καταναλώνουν ελάχιστη ενέργεια με αποτέλεσμα να έχουν μεγάλη αυτονομία, μπορούν να συνδεθούν από μεγάλη απόσταση, αλλά το bandwidth περιορίζεται στην απαραίτητη επικοινωνία τους που δεν είναι άλλη από την αποστολή των μετρήσεων/δεδομένων που συλλέγουν. Δεν χρειάζεται επίσης ακριβές ειδικές άδειες όπως άλλες παρόμοιες τεχνολογίες (βλ. NB-IoT) επιτρέποντας έτσι σε όλους να την χρησιμοποιούν. Η ομάδα του TTN έχει κατασκευάσει και τις ανάλογες συσκευές για να αρχίσουν να πειραματίζονται οι προγραμματιστές πάνω στο δίκτυο που χτίζεται από την κοινότητα, χρησιμοποιώντας γνωστές γλώσσες προγραμματισμού για να δημιουργήσουν χρήσιμες εφαρμογές.

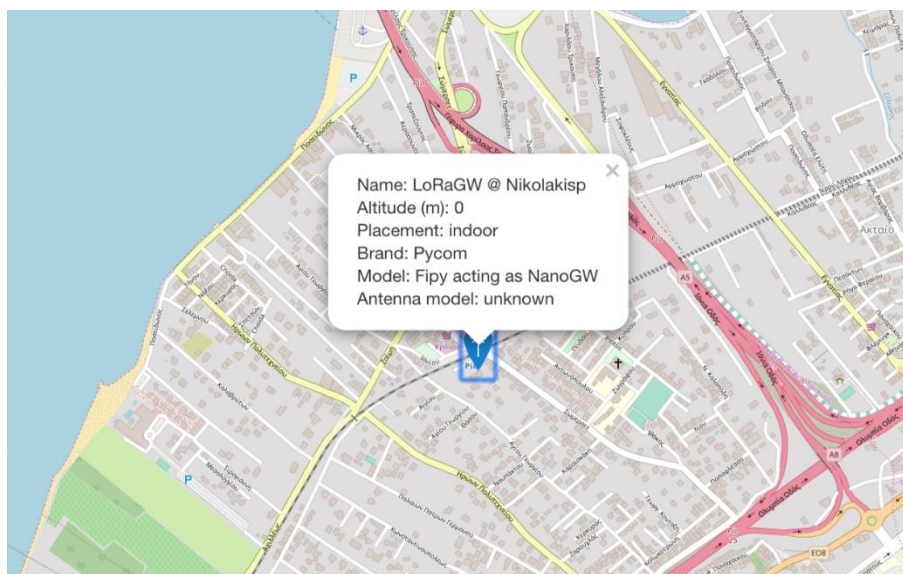


Εικόνα 32: Σενάριο επικοινωνίας τερματικής συσκευής με TTN μέσω LoRaWAN
GW

4.7.5 Τερματική συσκευή συνδεδεμένη σε LoRaWan Nano-Gateway

Το σενάριο εφαρμόζεται χρησιμοποιώντας την ανάπτυξη 2 FiPy Modules ένα για το nano-Gateway και ένα για τον τελικό κόμβο. Και οι δύο συσκευές είναι συνδεδεμένες μέσω τροφοδοσίας USB για την τρέχουσα μελέτη και όχι με υποστήριξη μπαταρίας καθώς η κατανάλωση ενέργειας και η διάρκεια ζωής της μπαταρίας θα αποτελέσει αντικείμενο επόμενου κεφαλαίου. Στην παραπάνω αξιολόγηση, η τελική συσκευή, μετά την επιτυχή σύνδεση με τη νανο-πύλη LoRa, καταγράφει την τρέχουσα θέση και τη θερμοκρασία και τις τοποθετεί στο συνδεδεμένο ρεύμα UDP σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα. Για την επαλήθευση της σταθερότητας αυτού του δικτύου για ερευνητικούς σκοπούς, πραγματοποιήθηκαν πειράματα σε εσωτερικούς χώρους. Η πύλη από την άλλη πλευρά δίνει πρόσβαση στην τελική συσκευή που συνδέεται στο διαδίκτυο, αμαυρώνει και συγχωνεύει τα δεδομένα που συλλέγονται από την υποδοχή UDP και δημοσιεύει το γεωγραφικό μήκος, πλάτος, διαμόρφωση, ρυθμό κωδικοποίησης, SNR και RSSI στον διακομιστή cloud TTN για περαιτέρω επεξεργασία.

Η Εικόνα 33 δείχνει την τρέχουσα θέση του εγχιταεστημένου LoRa nano-gateway για τα πειράματά μας. Ο κώδικας του αλγορίθμου τόσο για τον τερματικό κόμβο όσο και για την περίπτωση του nano-gateway LoRa παρουσιάζονται στο παρακάτω ψευδοκώδικα. Στην Ευρώπη, το LoRaWAN λειτουργεί στη ζώνη συχνοτήτων 863-870 MHz. Αυτή είναι η μπάντα ISM προορίζεται μόνο για την Ευρώπη. Η ακριβής τιμή συχνότητας στο σενάριο μας είναι 868,1 MHz όπου ο ρυθμός κώδικα έχει σταθερή τιμή 4/5 χρησιμοποιώντας παράγοντα διάδοσης 7 και εύρος ζώνης 125W. Η ροή δεδομένων πρέπει να είναι όσο το δυνατόν γρηγορότερη, ώστε να ελαχιστοποιείται ο χρόνος ομιλίας (56.6ms). SF7BW125 που αντιπροσωπεύει τον παράγοντα διάδοσης 7 με Το εύρος ζώνης 125W που χρησιμοποιείται στο σενάριό μας είναι μία καλή υποψήφια τιμή καθώς καταναλώνει τη λιγότερη ισχύ μειώνοντας παράλληλα το χρόνο μετάδοσης στον αέρα. Αν θα θέλαμε να έχουμε μεγαλύτερη εμβέλεια, θα μπορούσαμε αρχικά να αυξήσουμε τα δεδομένα με βάση τις ανάγκες σεναρίου. Η κονσόλα TTN χρησιμοποιεί το μη τυπικό SF7BW125 έως SF12BW125 για συχνότητα 868.1 σε Ευρώπη. Το μέγεθος του πακέτου που στέλνουμε παραμένει σταθερό έως και 20 byte σε ολόκληρη την επικοινωνία.



Εικόνα 33: Εγκατάσταση του LoRa Nano-Gateway

Ψευδοκώδικας LoRa End-Device

```
% Initialize LoRa in LoRaWAN mode in Europe
lora=LoRa(mode=LoRa.LORAWAN,region=LoRa.EU868) % Create OTAA
  authentication params for the Device End-node: DEV_EUI (Device Unique ID),
  APP_EUI (Application Unique ID), APP_KEY (Application Unique ID)
dev_eui = ('DEV_EUI')
app_eui = ('APP_EUI')
app_key = ('APP_KEY')
% Join LoRa network using OTAA (Over the Air Authentication)
lora.join(activation=LoRa.OTAA,auth=(dev_eui,app_eui,app_key),
  connection_timeout = 0)
% Wait until the end-node has joined the network
while not lora.has_joined():
  % Create a LoRa UDP socket and collect the metrics
  s = socket.socket(socket.AF_LORA, socket.SOCK_RAW)
  payload = {'lat': get_curr_lat(), 'lot': get_curr_lot()}
  % Input DS18B20 library data line connected to pin 10
  ow = OneWire(Pin('P10'))
  temp = DS18X20(ow)
  payload = {'temp temp'}
  s.send(payload)
  % Wait for the ACK after the successful data transmission
```

Το LoRaWan καθορίζει έναν αριθμό κλειδιών ασφαλείας: NwkSKey, AppSKey και AppKey. Όλα αυτά τα κλειδιά έχουν μήκος 128 bit. Αυτά τα κλειδιά χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο της εγκυρότητας των μηνυμάτων. Στο backend του TTN, αυτή η επικύρωση χρησιμοποιείται επίσης για τη χαρτογράφηση μιας μη μοναδικής διεύθυνσης συσκευής (DevAddr) σε ένα μοναδικό DevEUI και AppEUI. Για να υποστηρίξουμε τη λειτουργία χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας σε σενάριο LoRa, χρησιμοποιήσαμε τη λειτουργία αδράνειας ισχύος και έχει ρυθμιστεί να περιορίζει περιοδικά για ανακάλυψη διαθεσιμότητας δικτύου. Για λόγους απλότητας, δημιουργήσαμε κάποιες βασικές παραμέτρους LoRa όπως ο συντελεστής εξάπλωσης, το εύρος ζώνης και ο ρυθμός κώδικα για να εκμεταλλευτούμε το παραπάνω δίκτυο και να εκμεταλλευτούμε τις δυνατότητές του σε χαμηλή ισχύ.

Ψευδοκώδικας LoRa Nano-Gateway

```
% Setup LoRa GW parameters
init_network( ssid , password , server , ntp_server = 'pool.ntp.org',
ntp_period)
% Connect to the TTN cloud server and start nano-gateway
ntp_sync(ntp_server, update_period = ntp_period)
LoRa(mode, frequency, bandwidth, coding_rate)
% Create a UDP socket and wait for connection of end-nodes
s=socket.socket(socket.AF_LORA, socket.SOCK_RAW)
% LoRa radio events callback handler
if events & LoRa.RX_PACKET_EVENT:
    rx_data = self.lora_sock.recv(256)
    packet = make_packet(ex_data, rx_timestamp, rssi, snr)
    push_data(packet)
```

Το λαμβανόμενο πακέτο από τη νανο-πύλη αποκωδικοποιείται σε μορφή json. Ένα παράδειγμα ενός τέτοιου πακέτου δεδομένων δίνεται παρακάτω:

JSON Decoded Data

```
{ "frequency": 868.1, "modulation": "LORA",
"data_rate": "SF7BW125", "coding_rate": "4/5",
"longitude": 23.7127, "latitude": 37.9667,
"temperature": 35.2, "format": Celsius,
"gateways": [ {
"gtw_id": "eui-30aea4fffe78f320",
```



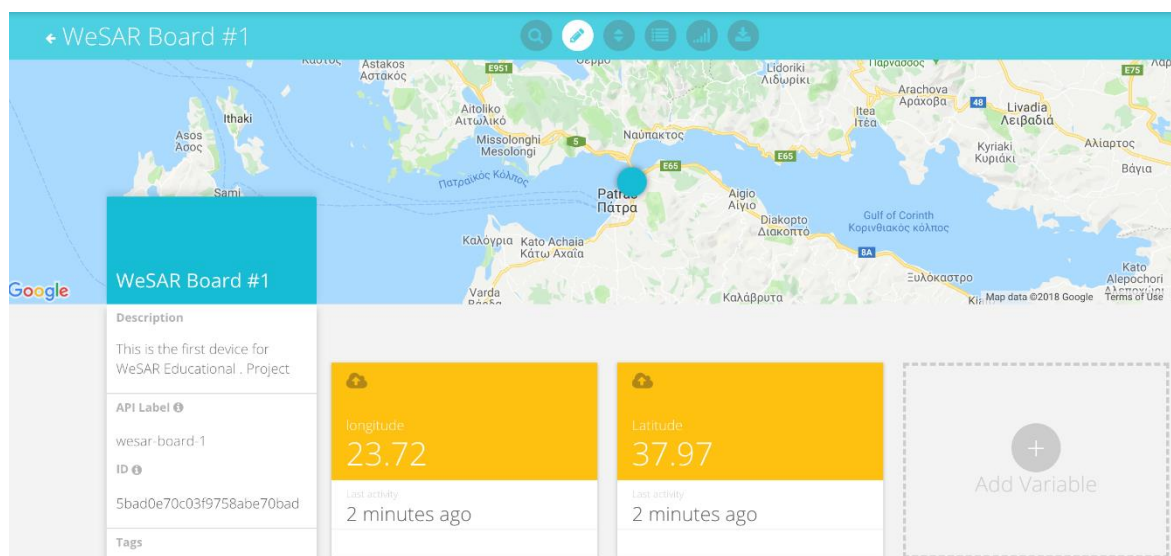
```
"timestamp": 52467208,  
"time": "2018-12-15T16:35:01.409984Z",  
"channel": 0,  
"rssi": -111,  
"snr": 3  
} ] }
```

Κάθε πακέτο που αποστέλλεται στο GTN μπορεί στη συνέχεια να απεικονιστεί και να χρησιμοποιηθεί από το API για περαιτέρω επεξεργασία[86][87].

4.7.6 Τερματική συσκευή συνδεδεμένη με WiFi Access Point

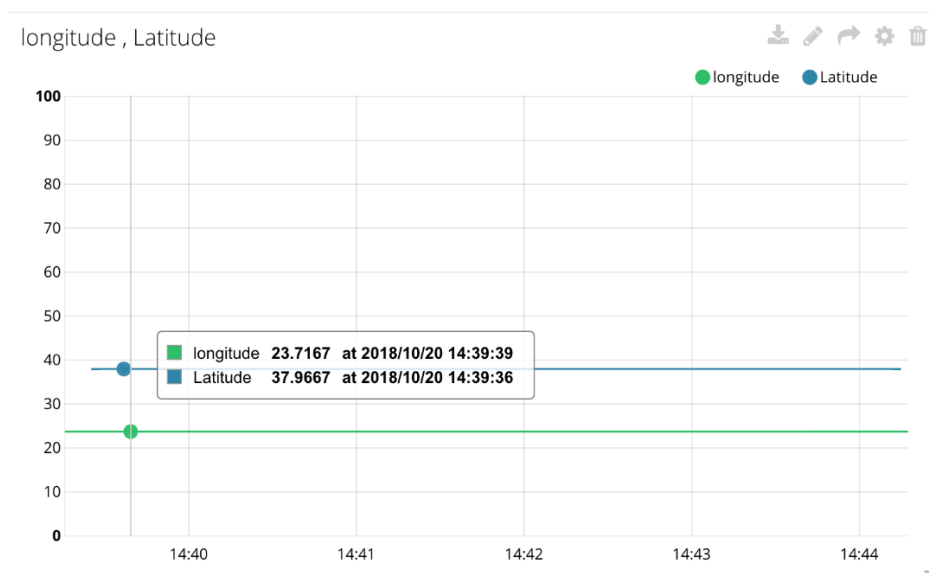
Αυτό το σενάριο υλοποιείται χρησιμοποιώντας την ανάπτυξη 1 SiPy πλακέτα με σύνδεση WiFi, Bluetooth και SigFox. Στη πρώτη περίπτωση ξεινάμε υπολογίζοντας την τρέχουσα θέση και θερμοκρασία όπως καταγράφεται από τον εγκατεστημένο αισθητήρα και οπτικοποιήσαμε τις συλλεγμένες τιμές στο UdiBots¹¹ server. Χρησιμοποιήσαμε την πλατφόρμα UdiBots, ως διακομιστή επειδή παρέχει φιλικό περιβάλλον εργασίας χρήστη και ευκολία στην απεικόνιση των δεδομένων που έχουμε συλλέξει.

Ένα παράδειγμα των επιλεγμένων δεδομένων στην πλατφόρμα UdiBots μπορούμε να δούμε στις παρακάτω εικόνες.



Εικόνα 34: Θέση τερματικής συσκευής με συντεταγμένες

¹¹ <https://ubidots.com/>

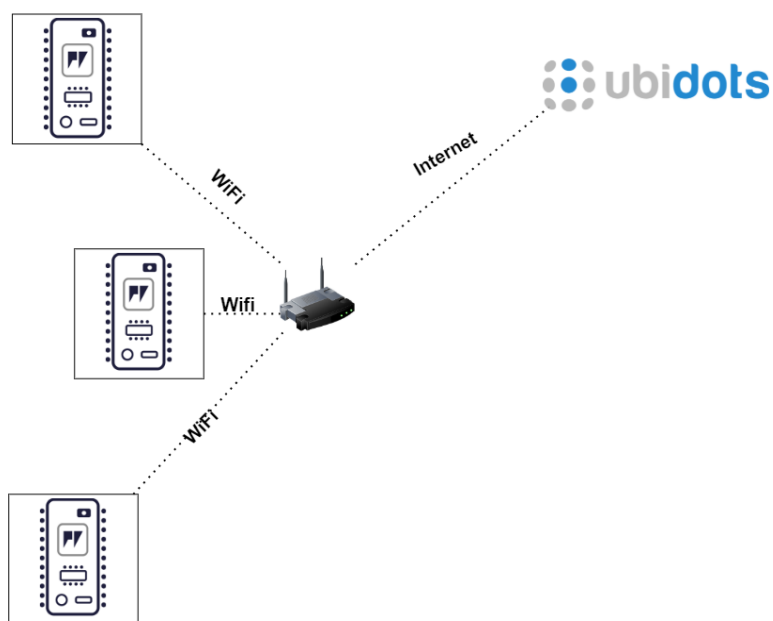


Εικόνα 35: Παράδειγμα θέσης ΙοΤ συσκευής

Τα σχήματα δείχνουν τη θέση μέσω του χρόνου του enddevice όπως καταγράφεται και αποστέλλεται στον διακομιστή Udibots που ανανεώνεται σε χρονικό διάστημα 10 δευτερολέπτων. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για περαιτέρω επεξεργασία και βελτιστοποίηση είτε στο Web είτε σε κινητές εφαρμογές.

Ο τερματικός κόμβος πρέπει να βρίσκεται σε απόσταση έως 200 μέτρα για να είναι σε θέση να μεταδώσει δεδομένα σε συνδεδεμένο σημείο πρόσβασης WiFi. Επιπλέον, το WiFi καταναλώνει πολλή ενέργεια (μπαταρία). Αυτό μπορεί να είναι αποδεκτό για καθημερινή χρήση, αλλά είναι πρόβλημα για πολλές περιπτώσεις χρήσης ΙοΤ. Για παράδειγμα, σε πολλές εφαρμογές ΙοΤ καθώς και σε περιπτώσεις διάσωσης, απαιτείται επικοινωνία μεγάλης εμβέλειας όπως αυτή της τεχνολογίας LoRa.

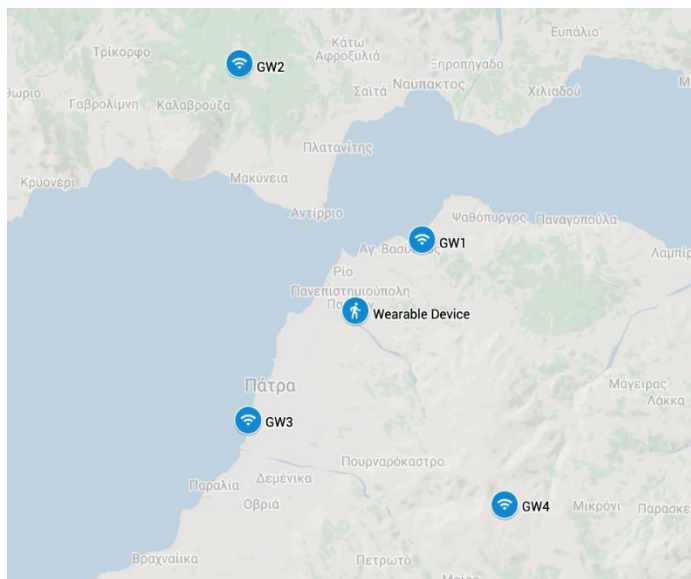
Η παραπάνω τεχνολογία φαίνεται να είναι ο πιο ιδανικός υποψήφιος για το σκοπό αυτό καθώς απαιτεί χαμηλή κατανάλωση ενέργειας καταναλώνοντας με αυτό το τρόπο σχετικά λίγη μπαταρία. Επίσης, είναι μια ανοιχτή προδιαγραφή όπου ο καθένας είναι ελεύθερος να αναπτύξει και να εφαρμόσει το πρωτόκολλο με δικό του εξοπλισμό όπως ήδη κάναμε και εμείς στα παραπάνω πειράματα [88].



Εικόνα 36: Σενάριο επικοινωνίας τερματικής συσκευής με Ubidots μέσω WiFi

4.8 Μελέτη Trilateration

Ο τριδιάστατος εντοπισμός και η παρακολούθηση ατόμων σε ένα σύστημα SAR, απαιτεί τουλάχιστον τέσσερα διαφορετικά GW για να μπορέσει βάσει μαθηματικής εξίσωσης μη γραμμικού εντοπισμού να αυξηθεί η ακρίβεια εντοπισμού θέσης. Από την εξίσωση TDoA που περιγράφεται παραπάνω, η ακρίβεια της εκτίμησης της θέσης ενός ατόμου μπορεί να προκύψει ως συνάρτηση των σφαλμάτων στις μετρήσεις των τοποθεσιών GWs, TDoA και σήματος. Στην έρευνά μας για τους παραπάνω αλγόριθμους ξεκινάμε διαμορφώνοντας τέσσερις σταθμούς βάσης LoRa GW σε μια περιοχή της Δυτικής Ελλάδας (δείτε τις θέσεις στην Εικόνα 37). Η θέση του ατόμου στο σενάριο SAR έχει συντεταγμένες (38.282200, 21.787980). Οι παραπάνω τοποθεσίες που βλέπουμε στην Εικόνα 37 χρησιμοποιήθηκαν στην ανάλυση απόδοσης στην οποία προσπαθούμε να εκτιμήσουμε τη θέση ενός ατόμου που βρίσκεται σε κίνδυνο [89].



Εικόνα 37: θέση σταθμών βάσης και SAR συσκευής

Πίνακας 12: Σύγκριση αλγορίθμων εντοπισμού θέσης

Συγγραφέας, Χρονολογία	Αλγόριθμος	Πλεονεκτήματα / Μειονεκτήματα
Schmidt, 1972	LOCA: Θέση στον κωνικό άξονα, μια εναλλακτική γεωμετρία στο υπερβολικό επίπεδο τομής (PX). Παρέχεται ένα επίπεδο σε 3 διαστάσεις της θέσης των ατόμων στο σύστημα SAR	Τα GW εμφανίζονται στο κωνικό παρά στις εστίες και έτσι η θέση του ατόμου εμφανίζεται στις εστίες παρά σε μια υπερβολή.
Friedlander, 1987	Weighted LS method	Χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος γραμμικοποίησης για την εκτίμηση της ταχύτητας του ατόμου από το TDOA.
S. Robinson, 1987	Spherical Intersection (SX) method	Απαιτεί μία πρωταρχική λύση για το πραγματικό εύρος θέσης.
Foy, 1976	Taylor-series, μια επαναληπτική Gauss-Newton method, δίνει LS λύση	Απαιτείται μια αρχική εικασία ενώ είναι υπολογιστικά ακριβή. Χρήσιμο για την

		επίλυση προβλημάτων πολλαπλών μετρήσεων, μεικτού τρόπου.
--	--	--

4.8.1 Ανάλυση Απόδοσης

Η τεχνική που χρησιμοποιείται στην έρευνά μας αξιοποιεί δεδομένα TDoA μετρούμενα σε 4 συγχρονισμένα GW με γνωστές τοποθεσίες. Ακολουθώντας τον αλγόριθμο Schmidt που παρουσιάστηκε το 1972, εμφανίζεται η θέση του ατόμου σε εστίες και όχι μια υπερβολή. Από την άλλη πλευρά, ο Friedland εισήγαγε μια μέθοδο Least Squares (LS), όπου ένας αλγόριθμος χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της θέσης του ατόμου από το TDoA [90]. Λύσεις όπως αυτές των Robinson και Foy που χρησιμοποιούν το Taylor Series, απαιτούν μια εκ των προτέρων λύση ή υπόθεση για να εκτιμηθεί η πραγματική θέση ενός αντικειμένου ή ενός ατόμου. Χρησιμοποιώντας τους παραπάνω αλγόριθμους ξεκινάμε μελετώντας την ακρίβεια και το σφάλμα εντοπισμού όπως προέκυψε από τις προσομοιώσεις στην Python.

4.8.2 Ακρίβεια Θέσης

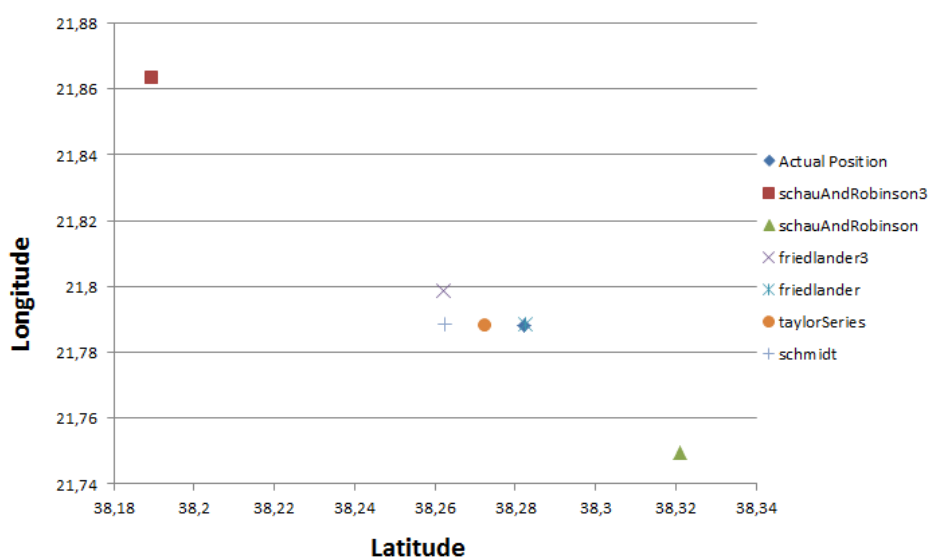
Ο παρακάτω πίνακας περιλαμβάνει την πρόβλεψη της εκτίμησης θέσης χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους από τον παραπάνω πίνακα. Για ολόκληρη την προσομοίωση η θέση των GWs είναι σταθερή. Χρησιμοποιώντας το μαθηματικό μοντέλο κάθε αλγορίθμου προσπαθούμε να εκτιμήσουμε τη θέση μιας συσκευής IoT σε περίπτωση χρήσης SAR.

Πίνακας 13: Αποτελέσματα μετρήσεων

Αλγόριθμος	Υπολογισμένο Μήκος	Υπολογισμένο Πλάτος
Πραγματική Θέση χρήστη του συστήματος SAR.	38,28220	21,78798
schauAndRobinson3	38,18953	21,86329
schauAndRobinson	38,32114	21,74945
friedlander3	38,26205	21,79862
friedlander	38,28242	21,78848
taylorSeries	38,27241	21,78800

schmidt	38,26232	21,78856
---------	----------	----------

Μέσω του αλγορίθμου Friedlander, η υπολογισμένη θέση του ατόμου που έχει ανάγκη στην περίπτωση χρήσης SAR όπως μπορούμε να δούμε είναι (38.282424, 21.788484). Η υπολογισμένη θέση φαίνεται να είναι πολύ κοντά στην πραγματική θέση. Οι άλλοι αλγόριθμοι φαίνεται να υπολογίζουν τη θέση της συσκευής IoT με απόκλιση από την πραγματική θέση. Η χειρότερη ακρίβεια με τη μεγαλύτερη απόκλιση από την πραγματική θέση είναι η πρόβλεψη του αλγορίθμου schauAndRobinson3 (38.18953, 21.86329).

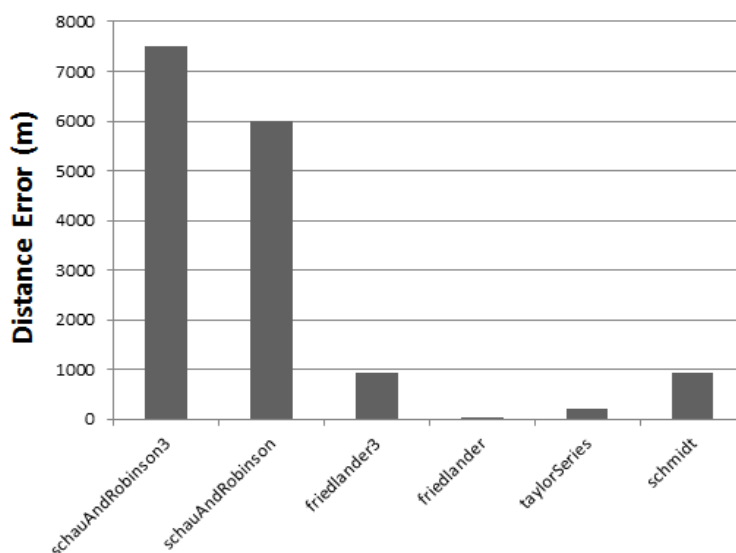


Εικόνα 38: Εντοπισμός θέσης με χρήση της μεθόδου TDoA

Η φυσική σημασία των παραπάνω αποτελεσμάτων είναι ότι η μέθοδος υπολογισμού της θέσης χρησιμοποιώντας πολλαπλή διασταύρωση στην περίπτωση του Friedlander3 και του taylorSeries υπολογίζει τη θέση ενός ατόμου με μεγαλύτερη ακρίβεια. Η θέση των σταθμών βάσης ή καλύτερα GW πρέπει να είναι καθορισμένη και γνωστή κατά τη διάρκεια διεξαγωγής των πειραμάτων. Με τη βελτίωση της ακρίβειας τοποθέτησης, η τεχνολογία LoRa προσφέρει μεγάλη ενεργειακή απόδοση και, επομένως, αποτελεί ιδανική επιλογή σαν τεχνολογία για άμεση εμπομπή δεδομένων σε συσκευές που μπορούν να λειτουργούν συνεχώς για πάνω από μια εβδομάδα καταναλώνοντας σχετικά λίγη μπαταρία. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης, όπως στις περιπτώσεις ατόμων με μεγάλη πιθανότητα να χαθούν καθώς η ακρίβεια της θέσης πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερη και το σήμα / ένδειξη να μπορεί να σταλθεί άμεσα σε οικεία πρόσωπα μέσω του ελάχιστου GW.

4.8.3 Σφάλμα Θέσης

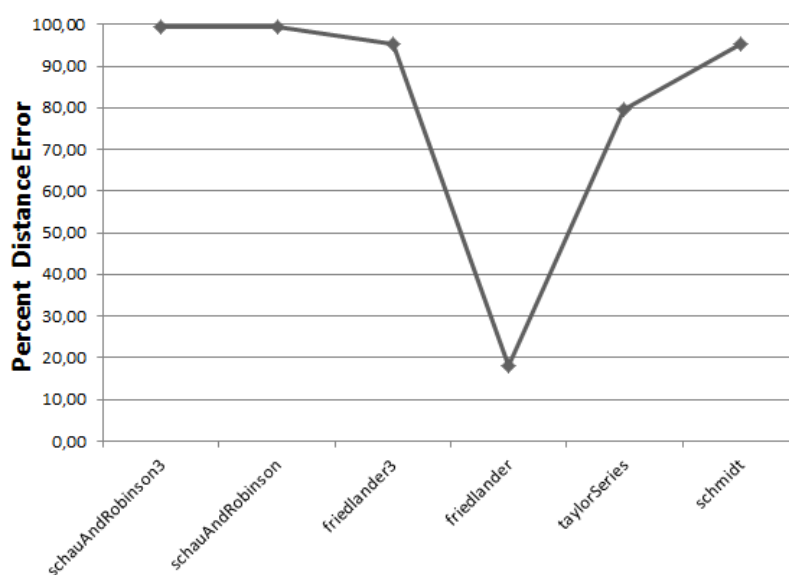
Η Εικόνα 39 απεικονίζει το σφάλμα απόστασης όπως υπολογίστηκε στην προσομοίωσή μας χρησιμοποιώντας τους αλγόριθμους από τον Πίνακα 13. Τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας ποικίλλουν ανάλογα με παράγοντες που χρησιμοποιούνται όπως αρχικές προβλέψεις, θέσεις σταθμών βάσης κ.λπ. Όπως μπορούμε να δούμε από το παρακάτω διάγραμμα, το σφάλμα απόστασης του στη περίπτωση του αλγόριθμου Friedlander είναι μερικά μέτρα από την πραγματική θέση της συσκευής IoT (50,6 μέτρα). Στη συνέχεια, η εκτίμηση `taylorSeries` είχε σφάλμα απόστασης ~ 200 μέτρα, ενώ οι `Friedlander3` και `Schmidt` πλησίασαν το σφάλμα περίπου 1Km σε σχέση με την πραγματική θέση. Οι χειρότερες περιπτώσεις φαίνεται να είναι `schauAndRobinson3`, `schauAndRobinson` όπου το σφάλμα απόστασης αυξάνεται στα 6-7km.



Εικόνα 39: Στατιστικό σφάλμα απόστασης αλγορίθμων

Όπως αναφέραμε στην περίπτωση της ακρίβειας θέσης, ο στόχος μας είναι να μειώσουμε το περιθώριο σφάλματος κατά τον υπολογισμό της θέσης ενός ατόμου ή μιας συσκευής IoT. Η Εικόνα 39 δείχνει το ποσοστό σφάλματος απόστασης σε κάθε διαφορετικό αλγόριθμο. Όπως μπορούμε να δούμε, το `gorenglander` υπολογίζει την απόσταση με το ελάχιστο σφάλμα σφάλματος σε σύγκριση με το `schauAndRobinson` και το `gorenglander3` των οποίων το ποσοστό σφάλματος είναι περίπου 95-99%. Αυτό είναι πολύ σημαντικό σε περιπτώσεις SAR, ενώ η ακρίβεια της θέσης πρέπει να είναι λίγα μέτρα, προκειμένου να ενημερωθούν τόσο τα οικεία πρόσωπα όσο και να ενεργοποιηθούν οι αντίστοιχοι φορείς και υπηρεσίες έκτακτης ανάγκης, πυροσβεστικές

δυνάμεις που πρέπει να κληθούν αμέσως στον χώρο που βρίσκεται το άτομο που χρήζει βοήθειας.



Εικόνα 40: Ποσοστιαίο σφάλμα εντοπισμού θέσης

Η παραπάνω έρευνα βασίζεται σε μαθηματικά μοντέλα και αλγόριθμους, επομένως μια πρακτική μελέτη με πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο θα μπορούσε επίσης να είναι επωφελής για επόμενες μελέτες. Ορισμένες βελτιώσεις στις θέσεις GW, παρεμβολές από κοντινές συσκευές ή βελτιώσεις στην ισχύ μετάδοσης και ένα βελτιωμένο μοντέλο απώλειας διαδρομής με LOS θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε καλύτερα αποτελέσματα. Οι παραπάνω λύσεις θα μπορούσαν να επιτύχουν ακόμη καλύτερη ακρίβεια εντοπισμού καθώς και να μειώσουν το σφάλμα απόστασης.

Σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις εντοπισμού θέσης με αλγορίθμους triangulation και trilateration, το TDoA είναι κατάλληλο για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια θέσης.

Για αυτόν τον λόγο, εστιάζουμε στην προσομοίωση και την ερευνητική μελέτη ορισμένων από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους. Καταλήξαμε στο αποτέλεσμα κάνοντας τα παραπάνω πειράματα ότι πολλοί παράγοντες μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση των αλγορίθμων εντοπισμού σε συγκεκριμένες εφαρμογές όπως το SAR. Μεταξύ αυτών είναι οι θέσεις GWs, ο αριθμός των ατόμων που βρίσκονται σε ανάγκη, οι περιορισμοί IoT (απώλεια σύνδεσης με GW, συγχρονισμός, δομή καναλιού, διάρκεια ζωής μπαταρίας), η κινητικότητα στο δίκτυο, οι περιβαλλοντικές συνθήκες καθώς και οι αβεβαιότητες στη διάδοση (π.χ. Non Line Of Sight (NLOS), πολλαπλές διαδρομές, παραλλαγές ταχύτητας ήχου κ.λπ.).

Παρ' όλα αυτά, οι εταιρείες και οι ερευνητικές μελέτες επικεντρώνονται στην ανάπτυξη και βελτιώσεις τόσο σε λογισμικό όσο και σε υλικό που αφορούν τον

εντοπισμό θέσης καθώς προσπαθούν να επιτύχουν υψηλή απόδοση και ακρίβεια με οικονομικές λύσεις τόσο σε υλικό όσο και σε λογισμικό.

Τα επόμενα βήματα στην ερευνητική μας μελέτη είναι η ενσωμάτωση των παραπάνω αλγορίθμων για την ανάπτυξη του λογισμικού που εκτελείται στον τελικό κόμβο SAR, ώστε να επαληθευτεί η έρευνά μας σε πρακτικά πειράματα [91].

4.8.4 Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης

Ο Πίνακας 14 συγκρίνει τα RSSI, AoA, ToA και TDoA, ως πιθανές μεθόδους για την εκτίμηση της θέσης. Καθώς μπορούμε να εξαγάγουμε μόνο το RSSI δεν απαιτεί επιπλέον ειδικό υλικό και χαμηλό κόστος, ωστόσο παρουσιάζεται πρόβλημα εξασθένησης. Επιπλέον, το AoA έχει υψηλό κόστος λόγω της συστοιχίας κεραίας που απαιτείται σε αυτήν την τεχνική και του προβλήματος εξασθένησης σήματος.

Πίνακας 14: Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης ως προς το κόστος

Μέθοδος	Διεργασία	Attenuation Problem	Cost
RSSI	Μέτρηση Δύναμης Δικτύου	Υψηλή	Χαμηλό
AoA	Γωνία σήματος παραλαβής σήματος	Μέτρια	Υψηλό
ToA	Ώρα λήψης σήματος	Χαμηλή	Μέτριο
TDoA	Διαφορά ώρας στα στιγμιότυπα λήψης	Χαμηλή	Μέτριο

Πίνακας 15: Σύγκριση μεθόδων εντοπισμού θέσης ως προς το κόστος και τις προκλήσεις

Τεχνική	Αλγόριθμος	Ακρίβεια, προκλήσεις και κόστος
RSSI	Trilateration	Μικρή ακρίβεια (εκατοντάδες μέτρα) - Επιρροή από το περιβάλλον μελέτης
ToA	Trilateration	Υψηλή ακρίβεια. Ο συγχρονισμός του gateway είναι δύσκολος, και θα πρέπει να γίνει και συγχρονισμός ρολογιών τερματικών συσκευών.
TDoA	Multilateration	Υψηλή ακρίβεια. (<50m). Απαιτείται και εδώ συγχρονισμός gateway αλλά είναι πιο εύκολος

		από την περίπτωση της ΤοΑ.
--	--	----------------------------

Σε σύγκριση με τις RSSI και AoA, οι τεχνικές ΤοΑ και TDoA έχουν μεσαίο κόστος (πρέπει να αγοραστούν modules και GWs) σε αντίθεση με το RSSI που έχει χαμηλό πρόβλημα εξασθένησης. Ωστόσο, σύμφωνα με το πείραμά μας, το ΤοΑ και το TDoA φαίνεται να έχουν καλύτερη ακρίβεια λόγω του ότι οι μονάδες LoRa υποστηρίζουν αισθητήρες για καλύτερη ακρίβεια. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι πρέπει να επιλέξουμε προσεκτικά την κατάλληλη μέθοδο εντοπισμού με βάση το υλικό που διαθέτουμε, την απόσταση των πύλων και των κόμβων καθώς και την εφαρμογή που θα θέλαμε να αναπτύξουμε.

Το LoRa είναι ήδη μια αποδεδειγμένα καλή τεχνολογία που χρησιμοποιείται σε εκατομμύρια αισθητήρες. Στη παρούσα εργασία συζητήθηκε και αναπτύχθηκε ένα σύστημα παρακολούθησης χρησιμοποιώντας πραγματικό υλικό LoRa και IoT. Η θέση του τελικού κόμβου στην περίπτωσή μας είχε προβλεφθεί με ακρίβεια χρησιμοποιώντας διάφορους αλγορίθμους θέσης. Όσον αφορά την κατανάλωση ενέργειας, ενώ τα ληφθέντα δεδομένα είναι ακατέργαστα, θα είναι επίσης σημαντικό να πραγματοποιηθεί η συγκέντρωση δεδομένων. Η συγκέντρωση των δεδομένων και ο χρόνος συλλογής θα μπορούσε επίσης να εξοικονομήσει μπαταρία της φορητής συσκευής. Το κύριο αποτέλεσμα της προτεινόμενης πλατφόρμας είναι η βελτίωση της παρακολούθησης των ευάλωτων ατόμων. Οι οικείοι άνθρωποι θα μπορούν να παρακολουθούν τους ανθρώπους τους με πρόσβαση σε πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο. Είναι επίσης σε θέση να λαμβάνουν ειδοποιήσεις σε περίπτωση έκτακτης ανάγκης. Αυτό θα βελτιώσει την εμπειρία έγκαιρης ανίχνευσης και παρακολούθησης των ατόμων που έχουν ανάγκη.

4.9 Ανάπτυξη εφαρμογής για κινητές συσκευές

Προκειμένου να διευκολυνθεί η οπτικοποίηση, έχει επίσης αναπτυχθεί μια εφαρμογή για κινητά τύπου smartphone με σκοπό την οπτικοποίηση των συλλεγόμενων δεδομένων και την ανάκτηση ειδοποιήσεων σε πραγματικό χρόνο. Στην τρέχουσα έκδοση, η εφαρμογή υποστηρίζει δύο βασικές δυνατότητες. Πρώτον, ένα σύστημα εντοπισμού τοποθεσίας στο οποίο ο χρήστης μπορεί να παρακολουθεί τη θέση IoT σε πραγματικό χρόνο και δεύτερον, ο χρήστης (με το φορητό) μπορεί να στείλει ένα συμβάν ειδοποίησης στον διακομιστή, το οποίο με τη σειρά του θα ειδοποιήσει την προκαθορισμένη επαφή για την τρέχουσα θέση του χρήστη. Η εφαρμογή για κινητά είναι γραμμένη στο Swift¹² για το λειτουργικό σύστημα iOS και επιτρέπει την παρακολούθηση της τρέχουσας θέσης μιας φορητής συσκευής LoRa. Η επιλογή για το iOS προέκυψε επειδή χρησιμοποιείται ευρέως, προσφέρει ευκολία στην

¹² <https://developer.apple.com/swift/resources>

ανάπτυξη εφαρμογών και σημαντική ασφάλεια συγκριτικά με άλλες πλατφόρμες. Η παραπάνω εφαρμογή μπορεί να χρησιμοποιηθεί από οικεία άτομα του ευάλωτου ατόμου για σενάρια SAR, προκειμένου να μπορούν να το παρακολουθήσουν.

4.9.1 Real Time Tracking

Για την ανάκτηση της θέσης και της εμφάνισης του χρήστη στο χάρτη, πραγματοποιήθηκε χρήση του framework MapKit για τη δημιουργία του χάρτη και την απεικόνιση της θέσης, όπως μπορούμε να δούμε από την Εικόνα 41. Η τοποθεσία προσδιορίζεται μέσω του shield (PyTrack). Το Pytrack έχει τη δυνατότητα να υποστηρίζει GNSS Glonass GPS με 3 άξονες και επιταχυνσιόμετρο 12-bit. Αφού συλλεχθεί και υποβληθεί σε επεξεργασία η τοποθεσία, ετοιμάζεται το σχετικό πακέτο. Το πακέτο εκτός από την τοποθεσία περιλαμβάνει επίσης το χρόνο συλλογής δεδομένων και το GW στο οποίο είναι συνδεδεμένη η εκάστοτε τερματική συσκευή. Αυτό το πακέτο προωθείται στον διακομιστή δικτύου και από εκεί στον διακομιστή cloud μας ο οποίος για την διεξαγωγή των πειραμάτων τρέχει σε έναν cloud server γραμμένο σε Node JS.

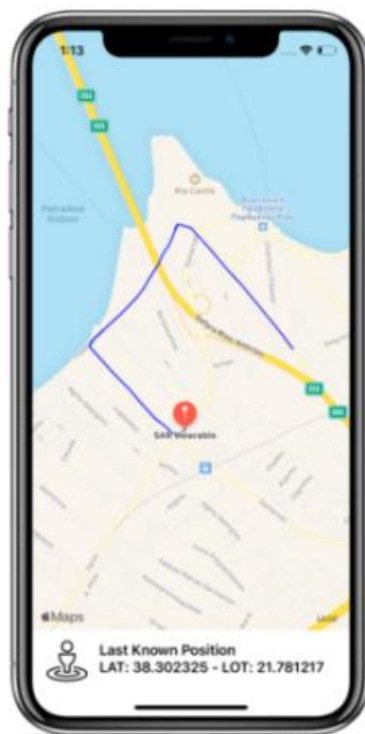
Ο παραπάνω server είναι υπεύθυνος για την εκπόνηση κάποιων διεργασιών καθώς και την υποστήριξη κάποιων λειτουργιών. Μία από αυτές είναι η συλλογή και περαιτέρω επεξεργασία των δεδομένων που έχουν συλλεχθεί από το εκάστοτε GW. Η αποθήκευση των παραπάνω δεδομένων σε βάση δεδομένων. Για την καλύτερη οπτικοποίηση των δεδομένων καθώς και επειδή τα δεδομένα που έχουμε είναι δυναμικά και συνεχώς μεταλλασόμενα έγινε επιτακτική η ανάγκη χρήσης μιας βάσης δεδομένων χρονοσειρών (timeseries database) που θα μπορεί να υποστηρίξει τις πολλαπλές μετρήσεις όπως αυτές συλλέγονται από τερματικές συσκευές.

Για τον παραπάνω λόγο, χρησιμοποιήσαμε την InfluxDB¹³, πρόκειται για μια timeseries database. Η InfluxDB επικεντρώνεται στην αποθήκευση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων στον επιστημονικό τομέα και δεδομένα που αποστέλλονται από αισθητήρες. InfluxDB είναι πολύ πιο γρήγορο από τις συμβατικές βάσεις δεδομένων όταν πρόκειται για αποθήκευση και διαχείριση χρονοσειρών. Η επεξεργασία σε πραγματικό χρόνο είναι επίσης δυνατή, καθώς και η αναζήτηση δεδομένων με την εσωτερική γλώσσα ερωτήματος Flux, η οποία βασίζεται σε Javascript. Η InfluxDB μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αποθήκευση πληροφοριών αισθητήρα, συμπεριλαμβανομένων των χρονικών σημείων. Δεδομένου ότι ο συγχρονισμός παίζει σημαντικό ρόλο στην InfluxDB, μια εσωτερική υπηρεσία χρονισμού διασφαλίζει ότι όλοι οι κόμβοι στο σύμπλεγμα InfluxDB λειτουργούν συγχρόνως. Φυσικά, η InfluxDB είναι επίσης κατάλληλη για αποθήκευση δεδομένων παρακολούθησης σε δίκτυα εταιρειών.

¹³ <https://www.influxdata.com/time-series-platform>

Οι βάσεις δεδομένων στη InfluxDB δεν χρειάζεται να είναι περίπλοκες και να παρέχουν δεκάδες στήλες. Ενδεικνύεται η χρήση της InfluxDB με λίγες στήλες εάν, για παράδειγμα, ορισμένες μετρημένες τιμές από έναν αισθητήρα πρέπει να αποθηκευτούν ως συνάρτηση του χρόνου. Εάν τα δεδομένα από πολλές πηγές πρέπει να λαμβάνονται και να υποβάλλονται σε επεξεργασία παράλληλα, για παράδειγμα στην περίπτωση των αισθητήρων, είναι απαραίτητο η σχετική βάση δεδομένων να μπορεί να χειρίζεται αυτά τα παράλληλα ερωτήματα γρήγορα. Επειδή τα δεδομένα λαμβάνονται συχνά σε πραγματικό χρόνο, η απόδοση εγγραφής της βάσης δεδομένων πρέπει να προσαρμοστεί ανάλογα. Επιπλέον, υπάρχει η πρόκληση ότι τα δεδομένα μέτρησης από αισθητήρες δεν γράφονται και προσδιορίζονται πάντα με ακρίβεια λόγω λανθασμένων μετρήσεων ή περιορισμών λόγω hardware. Οι βάσεις δεδομένων χρονοσειρών μπορούν να αποθηκεύσουν μεγάλο όγκο δεδομένων και να τα κάνουν διαθέσιμα μέσω Grafana¹⁴ είτε με χρήση REST API για μελλοντική χρήση-ανάλυση.

Στη συνέχεια μπορούν να εξαχθούν και οπτικοποιηθούν με χρήση ενός REST API για κινητές συσκευές όπως η υλοποίηση που πραγματοποιήσαμε καθώς και για οπτικοποίηση σε εφαρμογές τύπου Web.



Εικόνα 41: Απεικόνιση θέσης σε πραγματικό χρόνο

Το πακέτο πληροφοριών που στέλνεται από την τερματική συσκευή στο GW περιλαμβάνει πέρα από ένα αναγνωριστικό της εκάστοτε συσκευής και τη μέτρηση (ζεύγος τιμών τοποθεσίας), πληροφορίες σχετικά με το GW στο οποίο συλλέχθηκε το πακέτο. Μπορούμε λοιπόν να γνωρίζουμε από ποια GW προήλθε η μέτρηση. Στη

¹⁴ <https://grafana.com/docs/>

συνέχεια, κάθε μέτρηση μετά από συσχέτιση, καταγράφεται και αποθηκεύεται σε βάση δεδομένων χρονοσειρών (InfluxDB) για περαιτέρω επεξεργασία που μπορεί να πραγματοποιηθεί από ένα REST API.

Η χρήση συσκευών χαμηλού κόστους με καλή απόδοση είναι ζωτικής σημασίας προκειμένου να διασφαλιστεί η ποιότητα των υπηρεσιών (QoS) των εφαρμογών IoT για LPWAN. Με την μπαταρία της συσκευής να είναι το πιο ακριβό εξάρτημα σε μια μονάδα, είναι κρίσιμο να διασφαλίσουμε ότι αυτή η μπαταρία θα αντέξει και θα πληροί τις απαιτήσεις του συστήματός μας. Για αυτήν την περίπτωση, μια μπαταρία LiPo έχει χρησιμοποιηθεί για κάθε συσκευή Pycom μέσω PyTrack, προκειμένου να διασφαλιστεί ότι η μονάδα μπορεί να συνδεθεί στην πύλη και να στείλει το ωφέλιμο φορτίο της.

Για να επαληθεύσουμε τα πειράματά μας, τα δείγματα που παίρναμε ήταν κάθε 30 δευτερόλεπτα για να δούμε την ανθεκτικότητα της εφαρμογής. Ωστόσο, αυτό οδηγεί σε αυξημένη κατανάλωση ενέργειας, καθώς η φορητή συσκευή πρέπει να συλλέγει, να καταγράφει και να στέλνει δεδομένα εντός δευτερολέπτων στον διακομιστή. Αυτό θα μπορούσε να μειώσει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας της συσκευής. Για τον παραπάνω λόγο αυξήσαμε αυτήν τη συχνότητα σε 1 μέτρηση ανά λεπτό για να διασφαλίσουμε τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας της συσκευής και την επέντασή της. Μπορούμε επομένως μέσω ενός REST client και τη χρήση του API να ζητήσουμε δεδομένα από τη βάση δεδομένων και να τα απεικονίσουμε σε πραγματικό χρόνο είτε σε web app είτε σε mobile εφαρμογή. Η θέση όπως αναφέρθηκε παραπάνω ενημερώνεται κάθε λίγα δευτερόλεπτα δίνοντάς μας μια σαφή και ακριβή τοποθεσία χρήστη. Η παραπάνω λειτουργία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε περιβάλλον SAR όπου οι χρήστες μπορούν να παρακολουθούν οικεία άτομα που ανήκουν σε ευάλωτες ομάδες για να γνωρίζουν κάθε φορά πού βρίσκονται[92].

4.9.2 Alert Notification

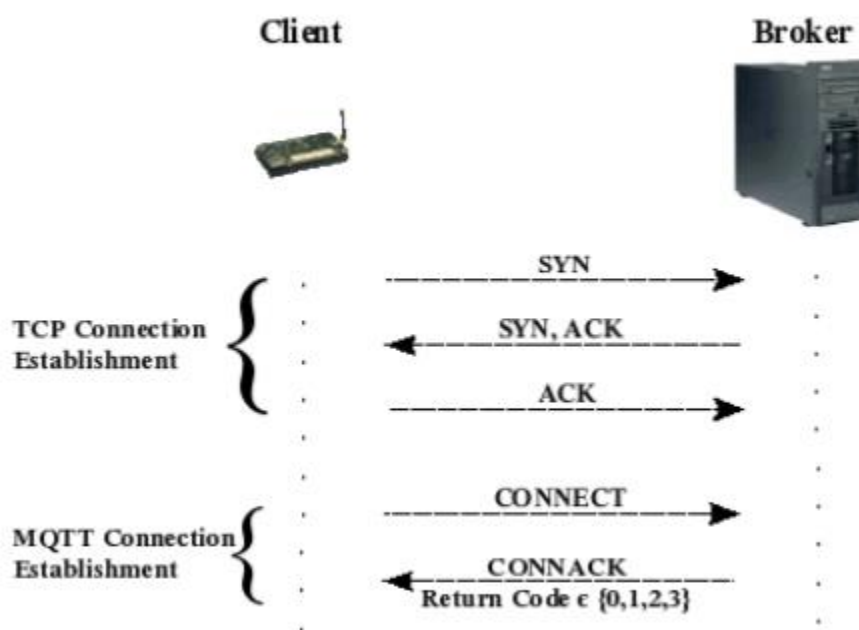
Επιπλέον, η φορητή συσκευή μέσω σύνδεσης LoRa μπορεί επίσης να στέλνει μηνύματα ειδοποίησης (μέσω ενός κουμπιού στο wearable) στον διακομιστή της εφαρμογής ως συμβάντα ειδοποίησης. Για την εφαρμογή της υπηρεσίας ειδοποιήσεων χρησιμοποιήσαμε το MQTT. Το MQTT ή Message Queuing Telemetry Transport, εφευρέθηκε από τον Dr. O Andy Stanford-Clark της IBM και ο Arlen Nipper της Arcom (τώρα Eurotech), το 1999 και τώρα είναι ένα ανοιχτό πρότυπο. Από τότε έχει γίνει ένα από τα τυπικά πρωτόκολλα στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων και υιοθετείται ευρέως από μια ποικιλία βιομηχανιών.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, αυτό το πρωτόκολλο IoT σχεδιάστηκε ειδικά για έξυπνες συσκευές όπως αισθητήρες. Ως εκ τούτου, το MQTT έχει εξαιρετικά μικρό αποτύπωμα και ελάχιστο εύρος ζώνης, γεγονός που το καθιστά πολύ

βολικό για εφαρμογές IoT. Το πρωτόκολλο MQTT χρησιμοποιεί ένα μοντέλο δημοσίευσης-εγγραφής όπου οι πελάτες συνδέουν και δημοσιεύουν μηνύματα σε έναν broker για ένα συμβάν ειδοποίησης ο οποίος είναι υπεύθυνος για την αποστολή των δεδομένων στους συνδρομητές και στη συνέχεια τους αναγνωρίζει.

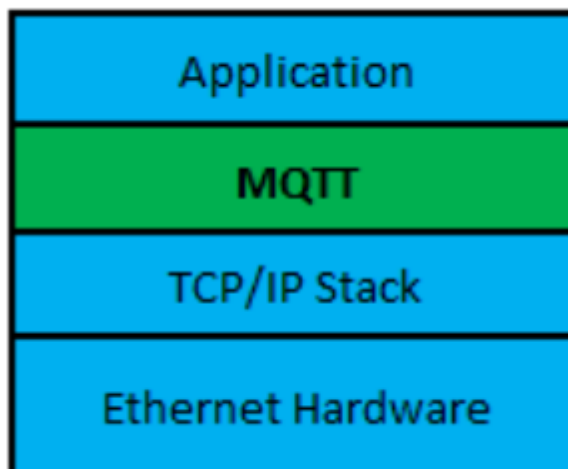
4.9.3 MQTT

Τα συμβάντα ειδοποίησης δημοσιεύονται σε ένα topic MQTT όπου ένας client που τρέχει σε εφαρμογή iOS είναι εγγεγραμμένος περιμένοντας νέα μηνύματα. Για καλύτερη απόδοση, το σύστημά μας ελέγχει ασύγχρονα για νέα μηνύματα και μόλις φτάσουν νέα μηνύματα, ο μηχανισμός τα επεξεργάζεται.



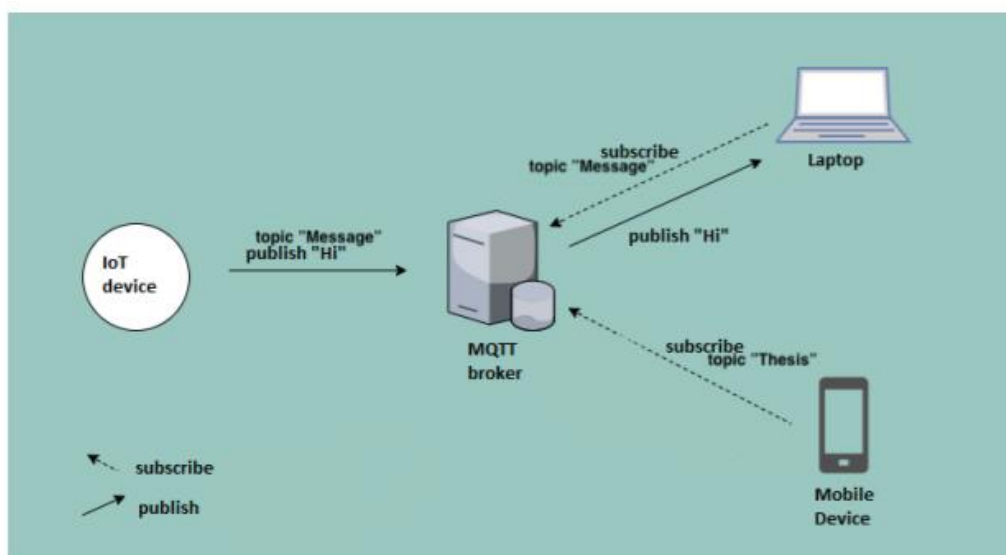
Εικόνα 42: MQTT Σύνδεση

Η παραπάνω λειτουργία ενεργοποιείται μέσω δημοσίευσης από συσκευές LoRaWAN IoT στον διακομιστή, δημοσιεύοντας τα δεδομένα σε ένα προκαθορισμένο topic. Το MQTT παραδίδει μηνύματα σύμφωνα με το QoS. Το πρωτόκολλο παράδοσης που χρησιμοποιείται στην περίπτωσή μας είναι συμμετρικό. Το επίπεδο QoS που χρησιμοποιείται για την παράδοση ενός μηνύματος προς τον πελάτη μπορεί να διαφέρει από αυτό του εισερχόμενου μηνύματος.



Εικόνα 43: MQTT in the TCP/IP stack

Το MQTT είναι ένα πρωτόκολλο ανταλλαγής μηνυμάτων δημοσίευσης-εγγραφής, πολύ απλό και ελαφρύ. Είναι ένα πρωτόκολλο επιπέδου εφαρμογής που λειτουργεί από πάνω της στοιβάς TCP/IP, όπως φαίνεται στην Εικόνα 43. Τα κύρια πλεονεκτήματά του είναι να μειωθεί το εύρος ζώνης του δικτύου καθώς και να ικανοποιηθούν οι απαιτήσεις κατανάλωσης ενέργειας, προσπαθώντας ταυτόχρονα να παρέχει αξιοπιστία και κάποιο επίπεδο εγγύησης παράδοσης.



Εικόνα 44: MQTT αρχιτεκτονική

Το MQTT διαθέτει μοντέλο διακομιστή πελάτη όπου κάθε συσκευή IoT είναι πελάτης που συνδέεται με διακομιστή, δηλ.]αδ ο broker MQTT θα συνδεθεί με τον

μεσίτη και θα δημοσιεύσει δεδομένα σε ένα θέμα. Ένας συνδρομητής θα λάβει το μήνυμα που δημοσιεύτηκε από έναν πελάτη εάν είναι εγγεγραμμένο σε αυτό το θέμα. Ένας client, δηλαδή η συσκευή IoT, δημοσιεύει το μήνυμα "Γεια" στο θέμα "Μήνυμα". Ο μεσίτης θα είναι υπεύθυνος να στείλει το μήνυμα "Γεια" στον subscriber που είναι εγγεγραμμένος στο topic "Μήνυμα"

Ο broker MQTT μπορεί να θεωρηθεί ως διακομιστής. Αυτός ο διακομιστής, διαχειρίζεται όλα τα μηνύματα που δημοσιεύονται από τους πελάτες. Με άλλα λόγια, είναι το υπεύθυνος για την παράδοση μηνυμάτων στους συνδρομητές. Ο broker είναι επομένως ένα βασικό στοιχείο για να λειτουργήσει αυτό το πρωτόκολλο ανταλλαγής μηνυμάτων.

Πίνακας 16: Ρυθμίσεις MQTT

Connection	host,port=1883,keepalive=6,serverURI=tc p://localhost,ConnectionTimeout=5,Keep AliveInterval=10	Connection
QoS	quality of service;; default = 0	QoS
Maximum messages	optional; default is 5000	Maximum messages

Μετά την ανάκτηση των δεδομένων μέσω του topic, η εφαρμογή για κινητά χρησιμοποιεί το UNMutableNotificationContent ένα framework από τη γλώσσα Swift για τη βελτιστοποίηση των πληροφοριών στο περιβάλλον χρήστη και την ενεργοποίηση συμβάντων ειδοποιήσεων στο smartphone, όπως μπορούμε να δούμε στην Εικόνα 45.

Η γνώση της τοποθεσίας του χρήστη σε περιβάλλον SAR είναι ιδιαίτερα σημαντική καθώς τα άτομα σε ευάλωτες ομάδες μπορεί να χρειάζονται βοήθεια. Η τεχνολογία LoRa ως τεχνολογία έχει αναπτυχθεί προκειμένου να χρησιμοποιηθεί για εξωτερική και εσωτερική επικοινωνία, με βάση την ικανότητά της για επικοινωνία μεγάλου βεληνεκούς.



Εικόνα 45: Ειδοποίηση συμβάντος

Εκτός από τη δυνατότητα παρακολούθησης μιας τερματικής συσκευής IoT μέσω του LoRa σε μεγάλες αποστάσεις, είναι πολύ σημαντικό ο χρήστης να μπορεί να πατήσει ένα κουμπί για να στείλει μια ειδοποίηση σε ένα οικείο άτομο για να υποδείξει την τοποθεσία του. Σε αυτήν την περίπτωση, χρησιμοποιώντας μια τεχνική ειδοποίησης (alert notification) και την παραπάνω εφαρμογή, ένας χρήστης που φοράει την IoT συσκευή με συνδεσιμότητα LoRa θα μπορούσε να πατήσει ένα κουμπί για να ενεργοποιήσει ένα συμβάν ειδοποίησης, ώστε να ενημερώνει τα οικεία άτομα μέσω της εφαρμογής για κινητά [93][94].

4.9.4 Αποθήκευση και οπτικοποίηση δεδομένων

Για να αξιολογήσουμε τα συλλεγμένα δεδομένα, πρέπει να τα αποθηκεύσουμε σε μια βάση δεδομένων. Δεδομένου ότι τα δεδομένα μας εξαρτώνται από το χρόνο χρησιμοποιήσαμε μια βάση δεδομένων χρονικών σειρών, InfluxDB.

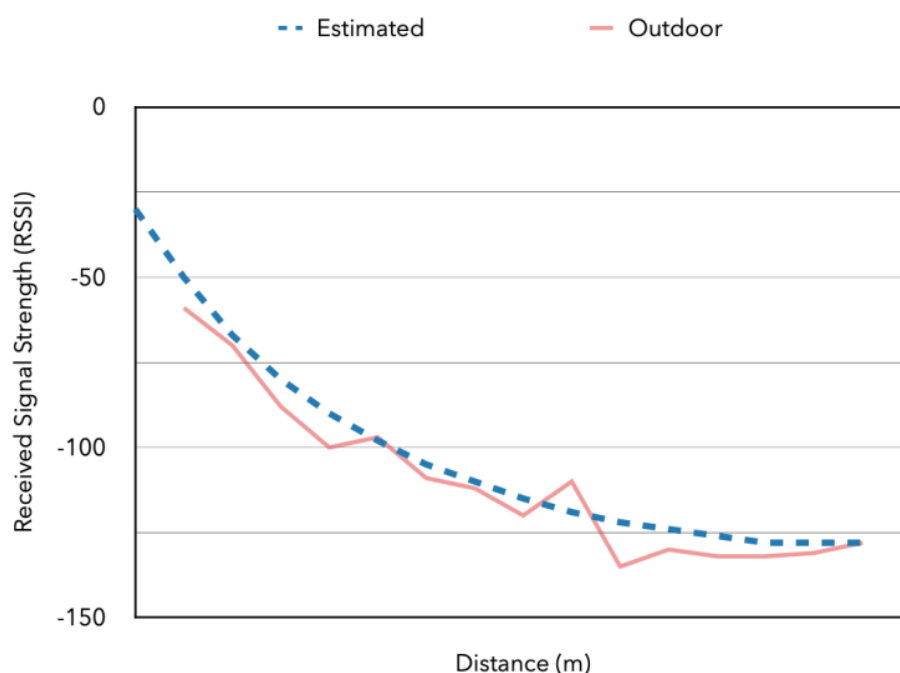


Εικόνα 46: Μερική άποψη του πίνακα ελέγχου Grafana που δείχνει τη θέση του χρήστη σε μετρήσεις γεωγραφικού πλάτους και γεωγραφικού μήκους.

Αυτή η βάση δεδομένων είναι ανοικτού κώδικα και διευκολύνει την αποθήκευση μεγάλου όγκου δεδομένων σε πραγματικό χρόνο με την παράδοση χρονικής σήμανσης. Για την αποθήκευση δεδομένων στη βάση δεδομένων InfluxDB, έχει αναπτυχθεί ένας διακομιστής κόμβου εξάγοντας ένα API για τις λειτουργίες CRUD (Δημιουργία, ανάγνωση, ενημέρωση, διαγραφή). Κάθε φορά που λαμβάνονται δεδομένα, ο διακομιστής στέλνει τα δεδομένα στη βάση δεδομένων. Όταν τα δεδομένα εισάγονται παράγει αυτόματα μια χρονική σήμανση. Για την οπτικοποίηση των δεδομένων χρησιμοποιήσαμε το Grafana¹⁵, ένα εργαλείο ανοικτού κώδικα για το σκοπό αυτό. Προσφέρει επίσης λειτουργίες για την κοινή χρήση και εξαγωγή δεδομένων μέσω γραφημάτων και κωδικών ενσωμάτωσης μαζί με τη χρονική σήμανση. Η Εικόνα 46 δείχνει ένα παράδειγμα της θέσης του χρήστη σε σχέση με το χρόνο συμπεριλαμβανομένου του γεωγραφικού πλάτους και γεωγραφικού μήκους.

¹⁵ <https://grafana.com/docs/grafana/latest/features/datasources>

4.9.5 Σύγκριση απόδοσης δεδομένων



Εικόνα 47: Combined outdoor and estimated position RSSI.

Το παραπάνω σχήμα δείχνει τη σχέση μεταξύ RSSI και την απόσταση μεταξύ τελικού κόμβου και Gateway, η οποία είναι αντιστρόφως εκθετική. Όπως μπορούμε να δούμε, από την καμπύλη RSSI, ενώ η απόσταση αυξάνεται, η τιμή RSSI μειώνεται σταδιακά. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε κακή απόδοση εντοπισμού για μεγάλες αποστάσεις μεταξύ της πύλης και του τελικού κόμβου λόγω του φαινομένου απώλειας διαδρομής. Για το λόγο αυτό, παράμετροι όπως SF, παρεμβολές και ρυθμός κώδικα μπορούν να τροποποιηθούν για καλύτερη απόδοση.

4.10 Πειράματα μελέτης Μηχανικής Μάθησης

Σήμερα, η μηχανική μάθηση ή διαφορετικά Machine Learning (ML) είναι πολλά υποσχόμενο για να βοηθήσει στην επίλυση αρκετών προβλημάτων. Το ML αποτελείται από διαφορετικές προσεγγίσεις όπως η εποπτευόμενη μάθηση, η χωρίς επίβλεψη μάθηση και η ενισχυτική μάθηση. Η εποπτευόμενη μάθηση αναφέρεται στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα κατάρτισης επισημαίνονται και από την άλλη πλευρά, η χωρίς επίβλεψη μάθηση αναφέρεται στις τεχνικές όπου τα δεδομένα κατάρτισης δεν επισημαίνονται. Η ενισχυτική μάθηση αναφέρεται στις τεχνικές, όπου ο στόχος είναι

να βρεθεί μια ισορροπία μεταξύ της προηγούμενης γνώσης και του πώς είναι εφικτή η εκμάθηση νέων πραγμάτων. Στα παρακάτω πειράματα διερευνώνται τρεις τεχνικές μάθησης με επίβλεψη α) το k-NN, β) το Naive Bayes και γ) το SVM.

Ο αλγόριθμος k-NN υποθέτει ότι παρόμοιοι κόμβοι υπάρχουν κοντά ή παρόμοιοι κόμβοι βρίσκονται κοντά ο ένας στον άλλο και έχουν κοινή συμπεριφορά. Το κύριο χαρακτηριστικό του είναι η ευκολία και η απλότητα εφαρμογής και η αρκετά υψηλή ακρίβεια. Συγκεκριμένα, μετά τη διαδικασία εκμάθησης, τα νέα αόρατα δεδομένα τροφοδοτούνται στον αλγόριθμο k-NN ως σημείο δ-διάστασης. Στη συνέχεια υπολογίζεται η ελάχιστη απόσταση του σημείου εισόδου από τα σημεία της εκπαίδευσης. Η απόσταση έχει σημαντικό ρόλο στον αλγόριθμο k-NN. Έτσι, η κατάλληλη επιλογή μετρικής απόστασης είναι ζωτικής σημασίας. Οι μετρήσεις που χρησιμοποιούνται είναι η ευκλείδεια, η Minkovski, η Manhattan, η Mahalanobis και η Chebyshev. Στη συνέχεια, η απόφαση σε ποια τάξη πρέπει να αποδοθεί λαμβάνεται σύμφωνα με την επικρατέστερη κλάση των k πλησιέστερων σημείων, στο άγνωστο σημείο δεδομένων. Σε αυτό το πείραμα, η επικρατούσα τάξη υπολογίζεται με απλή πλειοψηφία.

Ο Naive Bayes στην πραγματικότητα δεν είναι ένας ταξινομητής, αλλά μια κατηγορία πιθανοτήτων ταξινομητών. Η βασική ιδέα είναι ότι, δεδομένου ενός διανύσματος εισόδου, ένας ταξινομητής Naive Bayes, εφαρμόζει το θεώρημα του Naive Bayes, υποθέτοντας ανεξαρτησία μεταξύ των χαρακτηριστικών του δεδομένου διανύσματος εισόδου. Η πιθανότητα μπορεί να θεωρηθεί ότι ακολουθεί μια κατανομή. Έτσι, ο ταξινομητής Naive Bayes μπορεί να χρησιμοποιήσει τη κατανομή Gaussian ή Bernoulli, κλπ. Σε αυτό το έργο, χρησιμοποιείται η Gauss παραλλαγή του ταξινομητή Naive Bayes. Το κύριο πλεονέκτημα του ταξινομητή Naive Bayes είναι ότι μπορεί να επιτύχει υψηλή ακρίβεια με μικρό αριθμό δεδομένων, σε αντίθεση με πιο πολύπλοκα μοντέλα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα.

Τα SVM είναι σε αντίθεση με τα Naive Bayes, μια οικογένεια μη πιθανοτικών ταξινομητών. Η κύρια ιδέα πίσω από τα SVM, είναι ότι ο στόχος είναι να βρεθεί ένα hyperplane που χωρίζει τις τάξεις του συνόλου εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη απόκλιση. Όταν τα νέα μη εκπαιδευμένα δεδομένα τροφοδοτούνται στο SVM, πραγματοποιείται η πρόβλεψη της ετικέτας με βάση το ποιο μέρος του υπερπλάνου πέφτει. Τα SVM μπορούν να χειριστούν προβλήματα δυαδικών και πολλαπλών κλάσεων και υποτίθεται ότι είναι ένας από τους καλύτερους αλγόριθμους ταξινόμησης.

Η διαδικασία ταξινόμησης περιλαμβάνει τη συλλογή αρκετών δειγμάτων από την αξιολόγηση της απώλειας διαδρομής. Τα συλλεχθέντα δείγματα στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή ενός συνόλου χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται συνήθως χρησιμοποιώντας τη συσχέτιση και στατιστικών δοκιμών. Είναι σημαντικό να σημειωθεί εδώ ότι η θέση του τελικού κόμβου αποκλείεται και άλλα χαρακτηριστικά ερευνήθηκαν, καθώς ο εντοπισμός LoRa μπορεί να έχει σφάλμα απόστασης 300 m. Σε αυτήν την εργασία, καταλήξαμε στη χρήση του TP, της συνολικής ενέργειας που καταναλώνεται και του συνολικού πακέτου που αποστέλλεται ως διάνυσμα χαρακτηριστικών.

Τέλος, είναι σημαντικό να εξηγηθεί πώς θεωρείται το ML στο πλαίσιο αυτής της ερευνητικής εργασίας. Ο στόχος είναι να αποδοθεί μια τιμή στο SF. Οι τιμές του SF ποικίλλουν από 7 έως 12. Έτσι, το πρόβλημα της επιλογής SF μπορεί να θεωρηθεί πρόβλημα ταξινόμησης. Λόγω του γεγονότος ότι οι τιμές-στόχοι κυμαίνονται από 7 έως 12, οι κλάσεις αριθμούνται σε 6. Επομένως, το πρόβλημα της ανάθεσης SF θα πρέπει να θεωρείται πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων.

4.10.1 Ανάλυση Απόδοσης

Όσον αφορά τις ανάγκες της παρουσίασης των αποτελεσμάτων, πραγματοποιήσαμε το ακόλουθο πείραμα στο περιβάλλον προσομοιωτή FLoRa. Οι απαραίτητες προσομοιώσεις για την διεξαγωγή πειραμάτων παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα. Η τοπολογία LoRa αποτελείται από πολλαπλούς τελικούς κόμβους που ποικίλλουν από 100-700 με βήμα 100 κόμβων, για δύο διαφορετικές περιπτώσεις.

Πίνακας 17: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης

Parameter	Urban	Suburban
Network Size	480m*480m	9800m*9800m
Number of Nodes	100 - 700	100 - 700
σ	0	0
Spreading Factors	7-12	7-12
Code Rate	4	4
Number of GWs	4	4
Bandwidth	125KHz	125KHz

Στις προσομοιώσεις μας, εξετάσαμε ένα δίκτυο αστικής και προαστιακής εγκατάστασης. Δύο διαφορετικές περιοχές εξετάστηκαν 480m*480m και μια τοπολογία με περιοχή κάλυψης 9800m*9800m. Σε αυτήν την προσομοίωση, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο σταθερής κινητικότητας. Επιπλέον, η μέτρηση της κατανάλωσης ενέργειας θεωρείται η αναλογία της κατανάλωσης ενέργειας όλων των κόμβων LoRa και ο αριθμός των μηνυμάτων που λαμβάνει ο NS[95].

Σε αυτήν την ενότητα, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της προσομοίωσης. Ο στόχος σε αυτή την περίπτωση είναι να εξαχθεί το κατάλληλο SF που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη μετάδοση μεταξύ NS και των τελικών κόμβων. Για το λόγο αυτό, ξεκινάμε με την ενσωμάτωση των ταξινομητών για την ανάθεση SF, γνωρίζοντας το TP, τη συνολική ενέργεια που καταναλώνεται και το συνολικό πακέτο που αποστέλλεται. Το σύνολο δεδομένων στο οποίο εφαρμόστηκαν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης δημιουργήθηκε εκτελώντας τις προσομοιώσεις LoRa. Μετά τον έλεγχο

των τιμών που λείπουν και τον έλεγχο των διαφορετικών τιμών, τυποποιήσαμε τα δεδομένα.

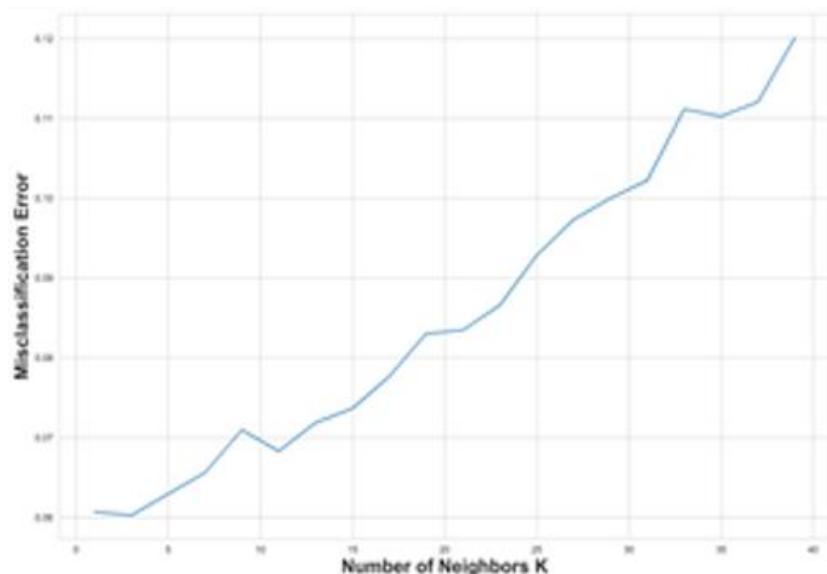
Όταν δημιουργείται το σύνολο δεδομένων, το σύνολο χωρίζεται σε σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής. Για την αξιολόγηση των ταξινομητών στο πλαίσιο της επιλογής LoRa και SF, χρησιμοποιήθηκε επίσης η τεχνική διασταύρωσης K-Fold. Στην διασταυρούμενη επικύρωση K Fold, τα δεδομένα χωρίζονται σε k υποσύνολα. Αυτή η μέθοδος επαναλαμβάνεται k φορές, έτσι ώστε κάθε φορά, ένα από τα υποσύνολα k χρησιμοποιείται ως σύνολο δοκιμών/σύνολο επικύρωσης και τα άλλα υποσύνολα k-1 συγκεντρώνονται για να σχηματίσουν ένα εκπαιδευτικό σύνολο. Η εκτίμηση σφάλματος που προέρχεται, υπολογίζεται κατά μέσο όρο σε όλες τις k δοκιμές για να λάβετε τη συνολική αποτελεσματικότητα του μοντέλου μας από το FLoRa.

Επιπλέον, όσον αφορά τον ταξινομητή k-NN, ήταν απαραίτητο να βρούμε τον βέλτιστο αριθμό k (γείτονες) για το σύνολο δεδομένων μας. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι με $k = 3$ και εγκάρσια επικύρωση 10 φορές, επιτεύχθηκε ακρίβεια 95 τοις εκατό. Στο Σχ. 1: αριστερό διάγραμμα παρουσιάζεται ο καλύτερος αριθμός k, όσον αφορά το λάθος λανθασμένης ταξινόμησης, ενώ στη δεξιά παρουσιάζεται η ακρίβεια κάθε πτυχής στη διαδικασία διασταυρούμενης επικύρωσης στο αστικό και προαστιακό σενάριο[96].

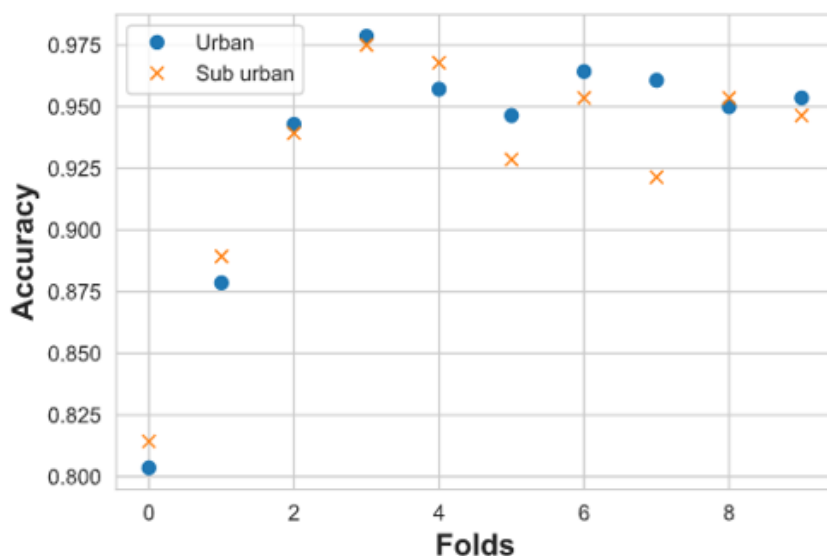
$$D = \left(\left[\sum_1^n |x_i - y_i|^p \right] \right)^{\frac{1}{p}} \quad (8)$$

Όπως φαίνεται στην Εξίσωση 3 για να ταξινομήσουμε το SF, υπολογίζουμε την απόσταση μεταξύ των χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας $p = 2$, για να έχουμε την Ευκλείδεια απόσταση.

4.10.2 Πειράματα



Εικόνα 48: Ο βέλτιστος αριθμός γειτόνων



Εικόνα 49: Αποτελέσματα ακρίβειας σε 10-foldcross-validation.

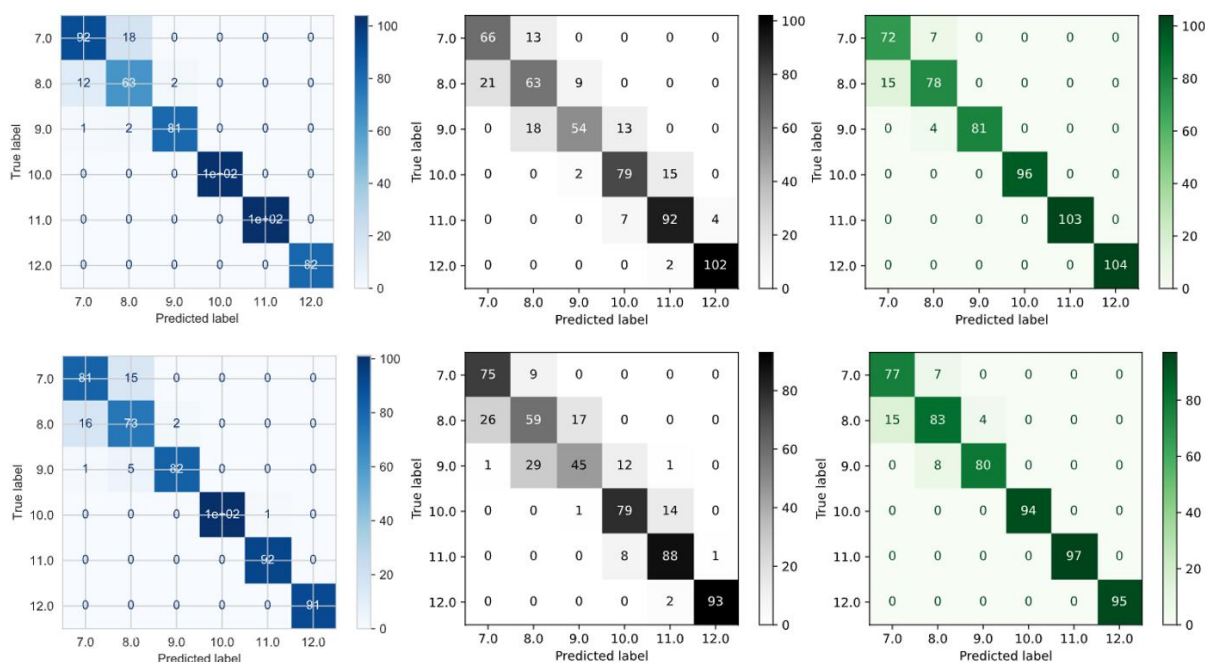
Όσον αφορά τον ταξινομητή Naive Bayes, εξετάστηκαν οι παραλλαγές Gaussian, Multinomial, Bernoulli (για πρόβλημα πολλαπλών κλάσεων) του Naive Bayes. Όπως αποδείχθηκε η παραλλαγή Gaussian με ακρίβεια περίπου 80% είχε επιτυχή ακρίβεια.

Όσον αφορά το SVM, οι παράμετροι SVM επιλέχθηκαν σύμφωνα με τις μεθόδους αναζήτησης πλέγματος και τυχαίας αναζήτησης. Συγκεκριμένα, μετά τον περιορισμό των παραμέτρων από τη μέθοδο Τυχαίας αναζήτησης, η Αναζήτηση

πλέγματος πραγματοποιήθηκε στις παραμέτρους. Οι παράμετροι που επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες είναι α) η γραμμική συνάρτηση ως συνάρτηση πυρήνα και β) $\gamma = 10$. Η μέση βαθμολογία επικύρωσης είναι 0,946.

Μετά τη φάση της εκπαίδευσης, οι ταξινομητές αξιολογήθηκαν στο σύνολο δεδομένων δοκιμής, οπότε το confusion matrix (cm) κάθε ταξινομητή σε κάθε σενάριο (αστικό και προαστιακό) παρουσιάζεται στην Εικόνα 50.

Συγκεκριμένα, ο άξονας x του cm δείχνει τη πραγματική κλάση του συνόλου δεδομένων και στον άξονα y είναι η κλάση που έχει προβλεφθεί από τον ταξινομητή. Το Cm δείχνει επίσης την τάξη στην οποία ο ταξινομητής έδωσε λάθος απάντηση. Το Cm είναι μια πολύ σημαντική μέτρηση, θα πρέπει να ληφθεί ιδιαίτερα υπόψη κατά την αξιολόγηση. Στην πρώτη σειρά τα cms του k-NN, Naive Bayes, SVM (με αυτή τη σειρά) για την αστική περίπτωση, ενώ στη δεύτερη σειρά παρουσιάζονται τα cms της προαστιακής περίπτωσης (με την ίδια σειρά όπως προηγουμένως).



Εικόνα 50: Οι πίνακες σύγχυσης των ταξινομητών ταξινομούν την πρώτη σειρά του αστικού σεναρίου, τη δεύτερη σειρά το προαστιακό σενάριο, από τα δεξιά προς τα αριστερά k-NN, Naive Bayes, SVM

Και οι τρεις ταξινομητές είναι πολύ ακριβείς στην πρόβλεψή τους. Οι προτάσεις k-NN είναι σωστές στις περισσότερες περιπτώσεις και μόνο στις τάξεις των SF 7, 8 και 11, ορισμένα σφάλματα μπορεί να βρεθούν τόσο σε αστικές όσο και σε προαστιακές περιπτώσεις. Η περίπτωση του Naive Bayes απέδωσε το λιγότερο καλό, καθώς εμφανίστηκαν λάθη κατάταξης στις τάξεις SF 7-12 και στις δύο περιπτώσεις,

αλλά σε αποδεικτό επίπεδο. Το SVM, είχε πολύ καλή απόδοση, καθώς ορισμένα σφάλματα εμφανίστηκαν μόνο στις κλάσεις SF7 και 8.

Τέλος, παρουσιάζουμε τις τελικές μετρήσεις που περιλαμβάνονται στα τεστ. Οι ταξινομητές αξιολογήθηκαν με τις μετρήσεις ακρίβειας, ακρίβειας, ανάκλησης και F. Η ακρίβεια είναι ο λόγος των σωστών προβλέψεων. Η ακρίβεια ανά κλάση είναι η αναλογία του αριθμού που δείχνει τις σωστά προβλεπόμενες απαντήσεις με τις συνολικές απαντήσεις που προέβλεψαν αυτήν την κατηγορία. Ανάκληση ανά κλάση είναι η αναλογία του αριθμού που υποδεικνύει τις σωστά προκαθορισμένες απαντήσεις της τάξης με τον αριθμό των πραγματικών εμφανίσεων της τάξης. Τέλος, η μέτρηση F1 ορίζεται στην Εξίσωση. 9

$$F1 = 2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$

Ο Πίνακας 18, παρουσιάζει τις βαθμολογίες όπως προέκυψαν. Όπως δείχνει ο πίνακας, οι αλγόριθμοι k-NN και SVM επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες και στις 4 μετρήσεις, με το υψηλότερο να είναι το SVM στην αστική περίπτωση για ένα μικρό περιθώριο στο k-NN, ενώ το k-NN πέτυχε υψηλότερα αποτελέσματα στο προαστιακό σενάριο. Ο Naive Bayes πέτυχε το μικρότερο σκορ στην αστική περίπτωση, ενώ στην προαστιακή περίπτωση σημείωσε μικρότερο σκορ από τους άλλους ταξινομητές αλλά με μικρότερο περιθώριο. Αυτές οι υψηλές βαθμολογίες υποδηλώνουν ότι το k-NN και το SVM μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά για την εκχώρηση SF σε δίκτυα LoRa.

Πίνακας 18: Αποτελέσματα μετρικών

Metric	k-NN		Naive Bayes		SVM	
	Urban	Suburban	Urban	Suburba	Urban	Suburban
Accuracy	0.9446	0.9429	0.8000	0.9171	0.9679	0.9357
Precision	0.9459	0.9430	0.8012	0.9107	0.9670	0.9357
Recall	0.9458	0.9391	0.7941	0.9243	0.9658	0.9343
F1	0.9456	0.9401	0.7944	0.9391	0.9663	0.9344

Στα παραπάνω πειράματα, τα LoRaWAN και ML έχουν μελετηθεί όσον αφορά την ταξινόμηση για την ανάθεση SF προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν οι απαιτήσεις ενέργειας της μονάδας. Ο προτεινόμενος μηχανισμός βελτιώνει την ακρίβεια απόδοσης χρησιμοποιώντας ML και k-NN προκειμένου να εξαχθεί ο κατάλληλος συντελεστής SF για τη μετάδοση των δεδομένων. Για να έχουμε έναν αξιόπιστο και καλό ταξινομητή, είναι απαραίτητο να μελετήσουμε τις μετρήσεις που

επιτρέπουν την αξιολόγηση των ταξινομητών. Σε αυτήν την εργασία, χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις Ακρίβεια, Ακρίβεια, Ανάλυση και F1 που έδειξαν ότι οι ταξινομητές k-NN και SVM μπορούν να είναι ελπιδοφόροι, καθώς οι βαθμολογίες αυτών των μετρήσεων ήταν υψηλές. Τέλος, η αποτελεσματικότητα των ταξινομητών παρουσιάζεται επίσης στους πίνακες σύγκρισης, όπου σε αστικές και προαστιακές περιπτώσεις.

4.11 Μηχανισμός επιλογής Spreading Factor για μετάδοση μέσω δικτύων LoRa

4.11.1 Διατύπωση Προβλήματος

Ένας επιπλέον περιορισμός που επιβάλλεται με τη χρήση ενός ενδιάμεσου κόμβου είναι ότι γενικά, οι πομποδέκτες στις τελικές συσκευές/ενδιάμεσους κόμβους υποστηρίζουν μόνο την ακρόαση ενός μόνο καναλιού και ενός SF συναρτήσεως του χρόνου. Αυτό απαιτεί από τους ενδιάμεσους κόμβους και τις τελικές συσκευές να συμφωνήσουν για τη χρήση του SF που θα χρησιμοποιηθεί για την επικοινωνία. Όπως πολλά κανάλια συχνότητας μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διαφοροποίηση μεταξύ κυψελών δικτύου εάν χρησιμοποιείται προσέγγιση πολλαπλών ή μικτών συχνοτήτων, ο παράγοντας διασποράς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διαφοροποίηση μεταξύ διαφορετικών κελιών, εάν μία μόνο συχνότητα μοιράζεται σε όλα τα κελιά.

Ωστόσο, χρησιμοποιώντας πολλαπλούς SF έχουν κάποια προφανή μειονεκτήματα σε σύγκριση με τη χρήση πολλαπλών συχνοτήτων για διαφορετικά cells. Τα βασικά μειονεκτήματα είναι ότι υπάρχουν λιγότεροι παράγοντες διασποράς διαθέσιμοι για χρήση σε σύγκριση με τα κανάλια συχνότητας και αυτό οι παράγοντες διασποράς επηρεάζουν δραστηρικά το εύρος και το ρυθμό δεδομένων του δικτύου. Το γεγονός ότι ο συντελεστής εξάπλωσης υπαγορεύει το εύρος και το ρυθμό δεδομένων είναι πολύ σημαντικό κατά την επιλογή του παράγοντα που θα χρησιμοποιηθεί, δημιουργώντας έτσι διαφορετικά κελιά με τη χρήση διαφορετικών οι παράγοντες εξάπλωσης μπορεί να είναι αντιπαραγωγικοί.

Λόγω των επιπτώσεων που έχει ο συντελεστής εξάπλωσης στον ρυθμό δεδομένων, μπορεί να επηρεάζεται σημαντικά η χωριτικότητα του δικτύου. Κάποιοι περιορισμοί του δικτύου LoRa είναι ο χαμηλός ρυθμός δεδομένων, επιλέγοντας έναν υψηλό συντελεστή διάδοσης, ο οποίος έχει χαμηλό ρυθμό δεδομένων, θα έχει μία αρνητική επίδραση στις συγκρούσεις μετάδοσης.

Επιπλέον, εάν συμβεί σύγκρουση για υψηλότερους παράγοντες εξάπλωσης, ο πομπός θα έχει χρησιμοποιήσει μεγάλο μέρος του duty cycle με αποτέλεσμα να ενδέχεται να μην είναι σε θέση να μεταδώσει ξανά το μήνυμά του λόγω περιορισμών

δικτύου. Για παράδειγμα, σύμφωνα με το LoRa Modem Calculator Tool ένα μήνυμα 16 byte με 10.25 έχει χρόνο στον αέρα 926 ms.

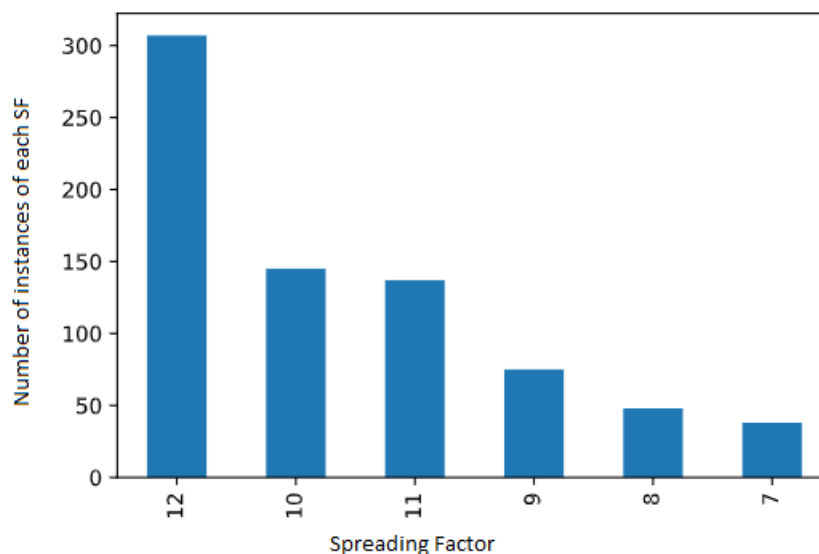
Αυτό περιορίζει έναν πομπό έως 36 περίπου μηνύματα την ώρα, συμπεριλαμβανομένων επανειπομπών που τυχόν μπορεί να χρειαστούν. Αυτό ίσως δεν αποτελεί πρόβλημα για ένα μικρό δίκτυο με λίγους κόμβους, αλλά μπορεί να γίνει πιο δύσκολο όταν το δίκτυο μεγαλώσει. Επιπλέον, το μεγαλύτερο εύρος των υψηλότερων συντελεστών διασποράς (SF10, SF11, SF12) σε σύγκριση με τους χαμηλότερους παράγοντες διασποράς (SF7, SF8, SF9) αυξάνει την πιθανότητα συγκρούσεων.

Πριν περάσουμε στην περιγραφή των βημάτων που ακολουθήθηκαν σε αυτό το άρθρο, είναι απαραίτητο να διατυπώσουμε το πρόβλημά μας. Υποθέτουμε το πρόβλημα της ειχώρησης SF ως πρόβλημα ταξινόμησης πολλαπλών τάξεων. Οι κλάσεις είναι οι SF -στόχοι, οπότε οι κλάσεις είναι στην περιοχή από 7 έως 12. Όταν εκτελείται ο αλγόριθμος ML, σύμφωνα με τα δεδομένα εισόδου δίνει ως έξοδο την κλάση στην οποία πρέπει να ειχωρηθεί ο κόμβος, που στην περίπτωση μας είναι το SF.

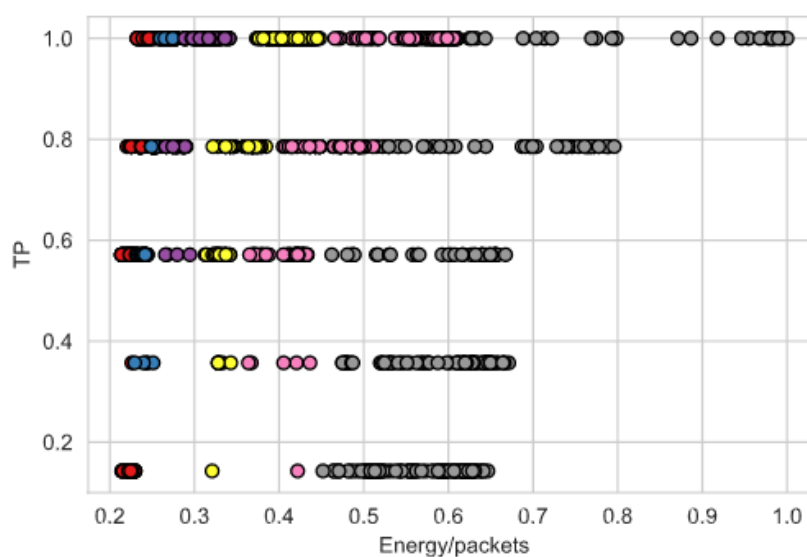
4.11.2 Δημιουργία και προετοιμασία δεδομένων

Η αρχική μελέτη αφορά τη προσομοίωση που εκτελέστηκε χωρίς ενεργοποιημένο τον μηχανισμό ADR. Τα δεδομένα που δημιουργήθηκαν χρησιμοποιήθηκαν για τη φάση της εκπαίδευσης. Πριν περάσουμε στη φάση της εκπαίδευσης, είναι σημαντικό να αποσπάσουμε τις απαραίτητες γνώσεις σχετικά με το σύνολο δεδομένων που δημιουργήθηκε στο πλαίσιο της μελέτης μας. Έτσι, στην Εικόνα 51 οι αριθμοί των περιπτώσεων κάθε τάξης παρουσιάζονται στα αριστερά. Η κατανομή SF μέσω ADR δημιουργεί ένα μη ισορροπημένο σύνολο δεδομένων, όπου το SF με τιμή 12 έχει τις περισσότερες περιπτώσεις, ενώ οι περιπτώσεις SF με τιμή 7 είναι η μειοψηφία στο σύνολο δεδομένων. Για το λόγο αυτό, ήταν απαραίτητο να δημιουργηθούν συνθετικά δεδομένα, σύμφωνα με την τεχνική SMOTE-NC¹⁶. Αυτό μας βοηθά να μειώσουμε την προκατάληψη έναντι ορισμένων τιμών SF.

¹⁶ https://imbalanced-learn.org/dev/references/generated/imblearn.over_sampling.SMOTENC.html



Εικόνα 51: Bar chart του αριθμού των SF instances εντός του dataset



Εικόνα 52: Οπτικοποίηση του dataset

Στην Εικόνα 51 και Εικόνα 52 απεικονίζεται το σύνολο δεδομένων και οι ομάδες των SF στις οποίες ανήκουν οι training τιμές. Όπως φαίνεται, τα δεδομένα είναι διαχωρίσιμα, καθώς οι κλάσεις (οι περιπτώσεις με το ίδιο χρώμα είναι μία τάξη) δεν είναι μικτές. Υπάρχουν κάποιες περιπτώσεις όπου μια τάξη SF είναι κοντά σε άλλες, κάτι που μπορεί να είναι πρόβλημα λανθασμένης ταξινόμησης, οι ταξινομητές διαμορφώνονται πολύ καλά και είναι δυνατό να δημιουργηθούν ισχυροί ταξινομητές.

Τέλος, τα δεδομένα κλιμακώθηκαν, καθώς η κλίμακα του TP είναι διαφορετική από το δεύτερο χαρακτηριστικό που είναι η ενέργεια που καταναλώνεται ανά πακέτα που αποστέλλονται, χρησιμοποιώντας τον κλιμακωτή Max απόλυτης τιμής.

4.11.3 Επιλογή χαρακτηριστικών

Επίσης, στα προβλήματα ταξινόμησης είναι απαραίτητο να καθοριστούν τα χαρακτηριστικά με τα οποία γίνεται η εργασία ταξινόμησης. Στην περίπτωσή μας, χρησιμοποιώντας ανάλυση σε τετράγωνο χι, η συνολική ενέργεια διαιρούμενη με τα συνολικά πακέτα που στάλθηκαν και η ισχύς μετάδοσης (TP) επιλέχθηκαν ως χαρακτηριστικά. Εδώ, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι ο εντοπισμός στα δίκτυα LoRa δεν είναι τόσο ακριβής όσο του Global Positioning System (GPS), με ένα σφάλμα να φτάνει τα 400 μέτρα. Για το λόγο αυτό, η θέση του κόμβου αποκλείστηκε και δεν θεωρήθηκε ως πιθανό χαρακτηριστικό.

4.11.4 Training

Μετά τη φάση προεπεξεργασίας και επιλογής χαρακτηριστικών, εκπαιδεύσαμε τους αλγόριθμους. Το σύνολο δεδομένων χωρίστηκε σε δύο μέρη, το 75% ήταν το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και το 25% το σύνολο δεδομένων δοκιμής. Χρησιμοποιώντας 10-φορές διασταυρούμενη επικύρωση, για το k-NN με k που κυμαίνεται από 2 έως 50, κατέληξε στο συμπέρασμα ότι με μέση ακρίβεια 96% στη διασταυρούμενη 10-πλάσια επικύρωση, το $k = 4$ φαίνεται να είναι το καταλληλότερο αξία. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος ταξινόμησης Naive Bayes, προκειμένου να συγκριθούν τα αποτελέσματα του μηχανισμού ML με τρεις ταξινομητές.

Από τις διαφορετικές παραλλαγές του αλγόριθμου Naive Bayes, επιλέχθηκε το Gaussian Naive Bayes, καθώς έδωσε καλύτερα αποτελέσματα με διαφορά, όσον αφορά την ακρίβεια. Η διαφορά μεταξύ του Gaussian και των άλλων παραλλαγών του Naive Bayes ήταν τεράστια, π.χ. η πολυωνυμική παραλλαγή πέτυχε ακρίβεια έως και 30%. Όσον αφορά το SVM, χρησιμοποιήθηκε και πάλι 10-φορές διασταυρούμενη επικύρωση.

Πρώτον, περιορίσαμε τις παραμέτρους με τη μέθοδο Τυχαίας αναζήτησης και, στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας την Αναζήτηση πλέγματος, επιλέχθηκαν οι τελικές παράμετροι. Οι παράμετροι που επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες είναι α) η γραμμική συνάρτηση ως συνάρτηση πυρήνα και β) $\gamma = 10$. Η μέση βαθμολογία επικύρωσης στη διασταυρούμενη επικύρωση 10 φορές είναι 0,946.

Τέλος, όσον αφορά τον ταξινομητή δέντρου αποφάσεων, πάλι πραγματοποιήσαμε τυχαία και αναζήτηση πλέγματος προκειμένου να βρούμε τις

καταλληλότερες παραμέτρους. Από την 10πλή επικύρωση που πραγματοποιήθηκε σε κάθε σύνολο παραμέτρων, επιλέχθηκε το μοντέλο με τις ακόλουθες παραμέτρους: ως κριτήριο της ποιότητας της διάσπασης επιλέχθηκε η συνάρτηση Gini, το μέγιστο βάθος του δέντρου είναι 23, οι μέγιστες δυνατότητες που θεωρούνται ότι είναι είναι 1 και ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων για τη διάσπαση ενός εσωτερικού κόμβου είναι 2. Η μέση βαθμολογία επικύρωσης αυτού του μοντέλου είναι 0,99 με τυπική απόκλιση 0,08.

4.11.5 Αξιολόγηση αλγορίθμων ταξινόμησης

Μετά τη φάση της εκπαίδευσης, πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση των μοντέλων. Προσαρμόσαμε τα μοντέλα με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια, η ακρίβεια, η ανάκληση και η βαθμολογία F1 χρησιμοποιήθηκαν ως μετρήσεις για την αξιολόγηση του αλγορίθμου ML, στο σύνολο δεδομένων δοκιμής. Η ακρίβεια αναφέρεται στην αναλογία των σωστών προβλέψεων προς τις συνολικές προβλέψεις. Η μέτρηση ακριβείας είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων απαντήσεων μιας κλάσης προς το συνολικό αριθμό των απαντήσεων που προέβλεψαν αυτήν την κατηγορία.

Σε γενικό πλαίσιο, τόσο ο σχεδιασμός όσο και η ανάπτυξη μετρητών κρίνονται αναγκαία προκειμένου να γίνει εφικτή η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των διαφόρων μεθόδων ταξινόμησης σε πραγματικά σύνολα δεδομένων. Με αυτό τον τρόπο, επιτυγχάνεται η ποσοτικοποίηση της δυνατότητας ενός ταξινομητή να ξεχωρίζει τις κατηγορίες που είναι κατάλληλες για τα δεδομένα εισόδου. Συγκεκριμένα, η διαδικασία της αξιολόγησης στηρίζεται κυρίως στη μέτρηση των εγγραφών δοκιμής τα οποία ταξινομήθηκαν σωστά και λανθασμένα και εν τέλει παρουσιάζονται συνοπτικά σε ένα πίνακα αταξίας (confusion matrix).

Αναλύοντας τα δεδομένα του πίνακα, κάθε στιγμιότυπο σ' αυτόν αναπαριστά τον αριθμό των εγγραφών από την κλάση που προβλέπεται ότι θ' ανήκει στην κλάση.

Η μέτρηση ανάκλησης είναι η αναλογία του αριθμού των σωστά προβλεπόμενων απαντήσεων προς τον αριθμό των πραγματικών εμφανίσεων της τάξης. Το F1 αναφέρεται στη σχετική συμβολή της ακριβείας και της ανάκλησης. Στη παρακάτω εικόνα ένα σχήμα σύγκρισης δείχνει τους τέσσερις αλγόριθμους ταξινόμησης από άποψη ακριβείας, ανάκλησης και F1.

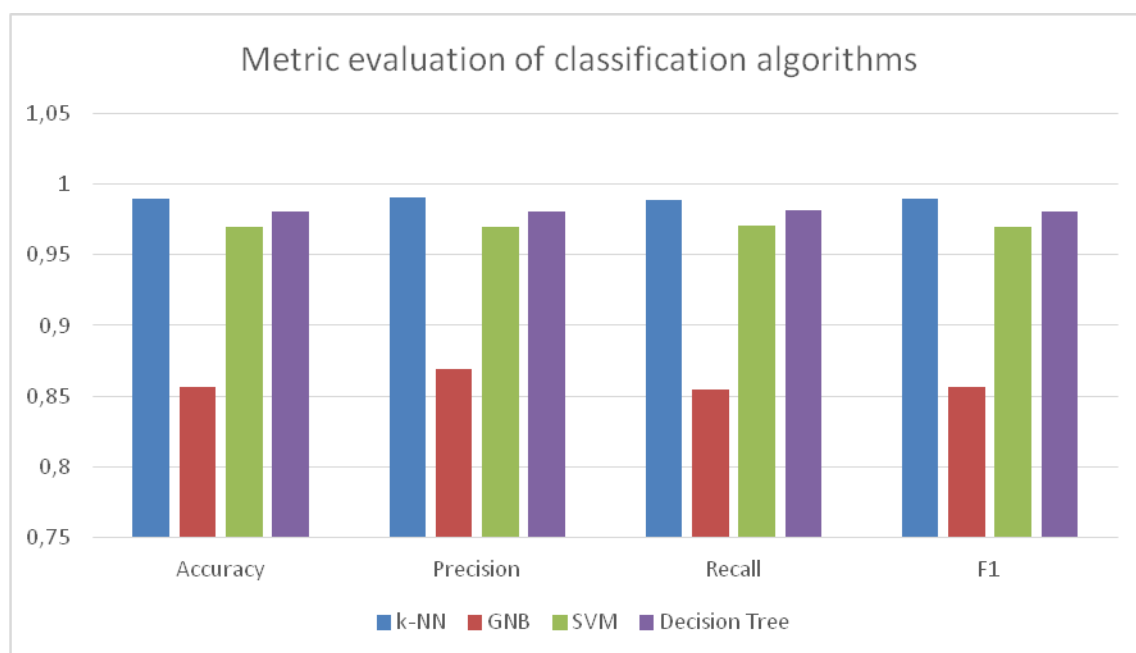
Και στις τέσσερις μετρήσεις, ο αλγόριθμος k-NN σημείωσε την υψηλότερη βαθμολογία, ακολουθούμενος από το Δέντρο Απόφασης, το SVM και το Naive Bayes. Καθώς όλοι οι αλγόριθμοι είναι ισχυροί όπως σε όλες τις μετρήσεις οι βαθμολογίες κυμαίνονταν από 0,8 έως 0,98. Ο λόγος που ο αλγόριθμος k-NN σημείωσε το υψηλότερο είναι ότι χρησιμοποιήθηκαν μόνο δύο χαρακτηριστικά για το πρόβλημα ταξινόμησης και το φαινόμενο της «κατάρσας» της διάστασης και τα

δεδομένα ήταν διαχωρίσιμα στις περισσότερες περιπτώσεις, επομένως η απόδοση ήταν μεγάλη.

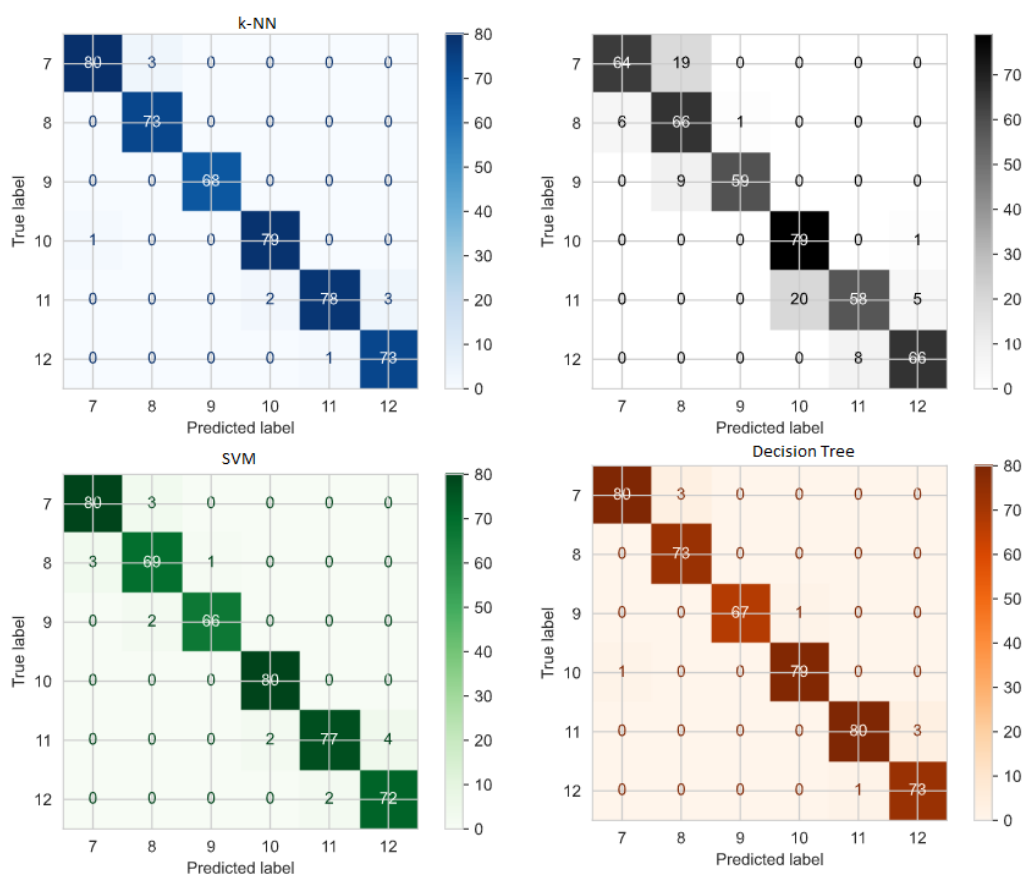
Πίνακας 19: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης

Metric	K-nn	Naive Bayes
Μέγεθος δικτύου	480m*480m	9800m*9800m
Αριθμός Κόμβων	100 - 700	100 - 700
σ	0	0
Spreading Factors	7-12	7-12

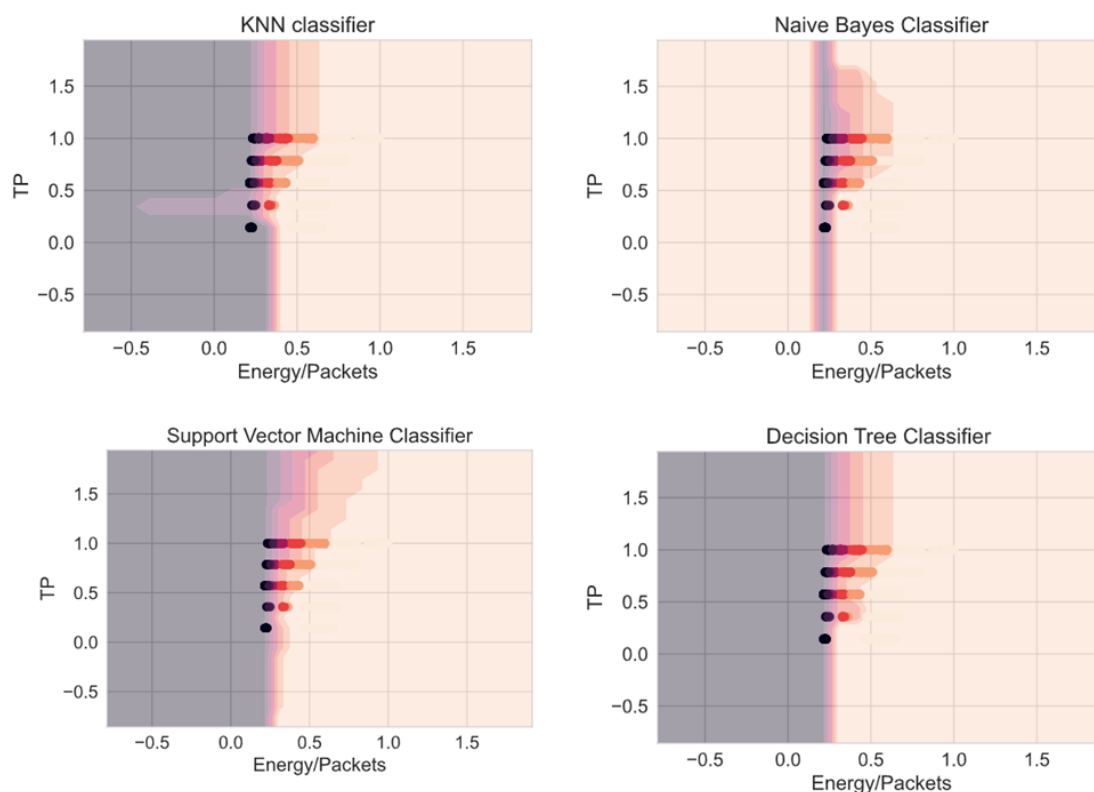
Εκτός από τις προαναφερθείσες μετρήσεις ταξινόμησης, για να έχουμε μια πιο ενδελεχή κατανόηση των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου ταξινόμησης, ο πίνακας σύγκρισης κάθε ταξινομητή σχεδιάστηκε και παρουσιάστηκε στην Εικόνα 53.



Εικόνα 53: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης



Εικόνα 54: Confusion Matrixes ταξινόμησης



Εικόνα 55: Σύγκριση ταξινόμησης ως προς την ενέργεια ανά πακέτο

4.12 Σενάριο μελέτης *Urban & Suburban περιβάλλοντος*

4.12.1 Περιγραφή Testbed

Όσον αφορά τις ανάγκες της παρουσίασης των αποτελεσμάτων, πραγματοποιήσαμε το ακόλουθο πείραμα στο περιβάλλον προσομοίωσης FLoRa¹⁷. Οι απαραίτητες παράμετροι προσομοίωσης για τη διεξαγωγή πειραμάτων παρουσιάζονται στον Πίνακα 20. Η τοπολογία LoRa αποτελείται από πολλαπλούς τελικούς κόμβους που ποικίλλουν από 20-250 με βήμα 50 κόμβων, για δύο διαφορετικές περιπτώσεις.

Πίνακας 20: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης

Parameter	Values of urban deployment
Network Size	480m*480m
Number of Nodes	50-250

¹⁷ <https://flora.aalto.fi/>

σ	0
Spreading Factors	7-12
Code Rate	4
Number of GWs	4
Bandwidth	125KHz

4.12.2 Αποτελέσματα προσομοίωσης

Σε αυτήν την παράγραφο, παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζουμε τα ακόλουθα: μηχανισμός ADR χρησιμοποιώντας τον τελεστή μέγιστου, μηχανισμό ADR χρησιμοποιώντας τον μέσο χειριστή, την περίπτωση όπου το ADR είναι απενεργοποιημένο (NoADR), τον μηχανισμό ML που βασίζεται σε k-NN και τον μηχανισμό Naive Bayes ML. Συγκρίναμε τον μηχανισμό που βασίζεται σε ML με τον ADR, καθώς ο ADR είναι ο de-facto μηχανισμός που χρησιμοποιείται στο LoRaWAN. Όσον αφορά τους αλγόριθμους ML που χρησιμοποιήθηκαν, χρησιμοποιήσαμε δύο πολύ καλούς αλγόριθμους, επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες σε 4 μετρήσεις.

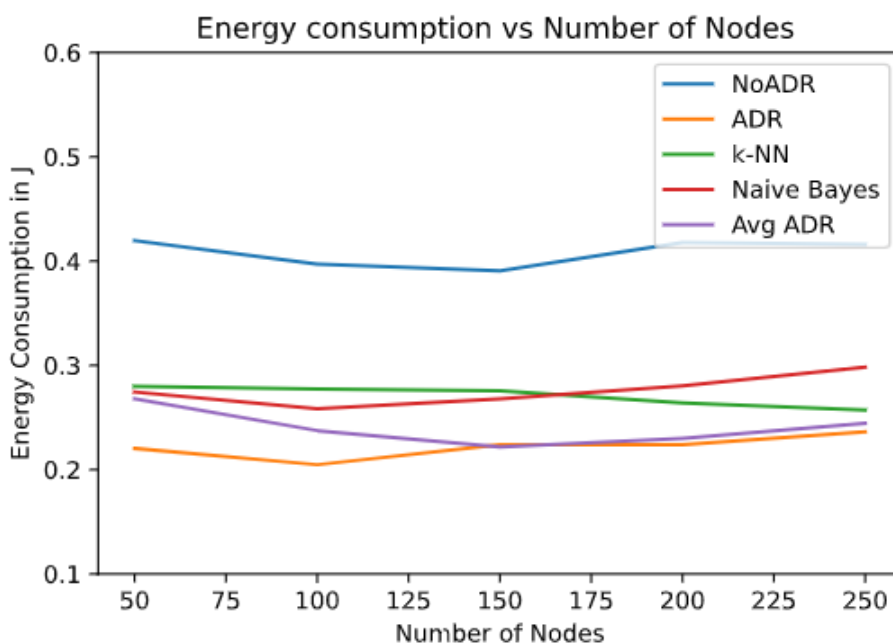
Ο στόχος στο LoRa και τις συσκευές είναι να διατηρηθεί μια ισορροπία μεταξύ άνεσης και απαιτήσεων ενέργειας, έτσι ώστε ο χρήστης να μπορεί να επιτύχει το επιθυμητό επίπεδο άνεσης με την ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας. Για το λόγο αυτό, το ποσοστό παράδοσης και η κατανάλωση ενέργειας ήταν τα κύρια κριτήρια αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν στις προσομοιώσεις μας. Ο λόγος παράδοσης υπολογίζεται ως ο λόγος του συνολικού αριθμού των μηνυμάτων που έλαβε επιτυχώς το NS διαιρούμενο με το συνολικό αριθμό των μηνυμάτων που στάλθηκαν από τους κόμβους. Η κατανάλωση ενέργειας υπολογίζεται από την ενέργεια που καταναλώνουν όλοι οι κόμβοι προς τον αριθμό των επιτυχώς ληφθέντων μηνυμάτων από το NS.

Αυτή η παράγραφος παρουσιάζει τον αντίκτυπο της μέσης κατανάλωσης ενέργειας σε σύγκριση με τους τελικούς κόμβους στην προσομοίωσή μας. Το σχήμα απεικονίζει την κατανάλωση ενέργειας στην περίπτωση NoADR, με μηχανισμούς ADR και ML. Συγκεκριμένα, στην Εικόνα 56, παρουσιάζεται η κατανάλωση ενέργειας όλων των εξεταζόμενων μηχανισμών. Σύμφωνα με τη παραπάνω εικόνα, η τυχαία ανάθεση του SF είναι η χειρότερη μέθοδος. Συγκρίνοντας τις 4 υπόλοιπες μεθόδους, το ADR έχει τη μικρότερη κατανάλωση ενέργειας ενώ ο μηχανισμός ML που βασίζεται σε k-NN ακολουθεί στενά τη μέθοδο AvgADR.

Ο μηχανισμός ML βασισμένος σε Naive Bayes καταναλώνει λιγότερο από το k-NN στις περιπτώσεις με λιγότερους κόμβους, αλλά η κατανάλωση ενέργειας αυξάνεται ταχύτερα καθώς αυξάνεται ο αριθμός των κόμβων, σε αντίθεση με το k-NN. Στο πείραμα με 50 κόμβους το AvgADR, οι μηχανισμοί ML που βασίζονται σε k-

NN και Naive Bayes είναι σχεδόν ίδιοι. Ο λόγος που οι μηχανισμοί ML φαίνεται να έχουν χειρότερη απόδοση είναι ότι σε αντίθεση με το ADR, βελτιστοποιείται μόνο το SF, ενώ στο ADR το TP αλλάζει επίσης ανάλογα. Οι αλγόριθμοι που βασίζονται σε ML μπορούν να πλησιάσουν τον αλγόριθμο ADR, παρά το γεγονός ότι δεν υπάρχει πολιτική αλλαγής του TP

Όσον αφορά τον λόγο παράδοσης, ο λόγος παράδοσης της θήκης NoADR, η περίπτωση με ενεργοποιημένο το ADR και οι ενεργοποιημένοι μηχανισμοί ML παρουσιάζεται στην Εικόνα 56. Δεν υπάρχει σημαντική διαφορά μεταξύ των βελτιστοποιημένων περιπτώσεων, ειδικά όσον αφορά τον αριθμό των κόμβων αυξάνεται, ενώ η τυχαία εκχωρημένη μέθοδος SF αποδίδει τα χειρότερα αποτελέσματα.



Εικόνα 56: Η κατανάλωση ενέργειας των μηχανισμών που εξετάστηκαν, καθώς ο αριθμός των κόμβων αυξάνεται

Προκειμένου να αξιολογηθούν τα αποτελέσματα του λόγου παράδοσης, διερευνήθηκε μια ενδελεχής εικόνα των δεδομένων που δημιουργήθηκαν. Μετά την έρευνα, καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι ο κύριος λόγος της ελαφρώς χειρότερης απόδοσης σε σύγκριση με τον αλγόριθμο ADR. Όπως δείχνουν τα πειράματα, η περίπτωση επιλογής Random SF, δίνει τα χειρότερα αποτελέσματα, επειδή έχει τον μεγαλύτερο αριθμό πακέτων που δεν ήταν δυνατό να ληφθούν από την GW και επομένως μειώνει την απόδοση του συστήματός μας. Αυτό προέρχεται από την ισχύ σήματος που πέφτει κάτω από το όριο ευαισθησίας της GW. Μεταξύ των 4 μηχανισμών, δηλαδή των δύο παραλλαγών του ADR και των δύο μηχανισμών ML, το

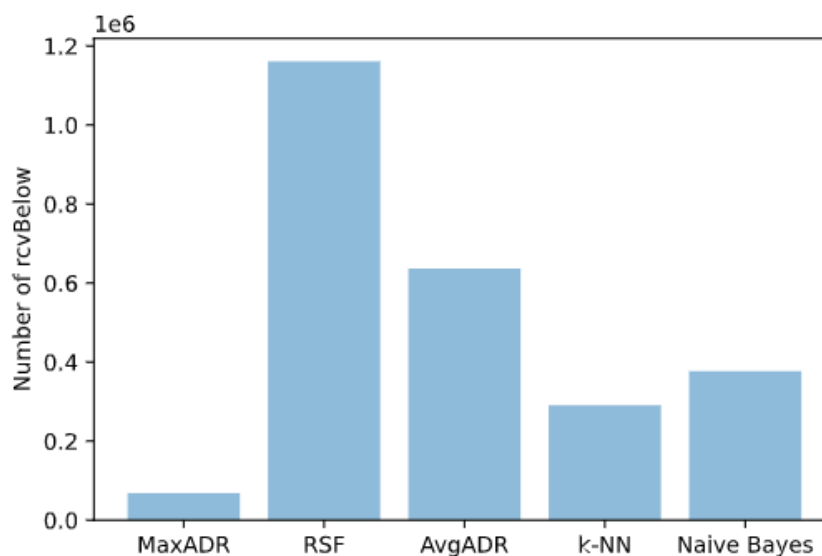
MaxADR έχει τον μικρότερο αριθμό πακέτων που βρίσκονται κάτω από το όριο ευαισθησίας της GW. Οι μηχανισμοί ML εμπίπτουν μεταξύ του AvgADR και του MaxADR, καθώς ο αριθμός των πακέτων που δεν ήταν δυνατό να ληφθούν από το GW είναι μεταξύ του MaxADR και του AvgADR. Αυτός είναι ο λόγος που οι μηχανισμοί που βασίζονται σε ML αποδίδουν ελαφρώς χειρότερα από το MaxADR.

Για να μπορέσουμε να εξηγήσουμε αυτήν τη συμπεριφορά, είναι σημαντικό να κατανοήσουμε το μέρος του ADR που εκτελείται στους κόμβους. Μετά από 64 μεταδόσεις uplink, ο κόμβος ζητά από το NS να στείλει ένα πακέτο downlink, εντός των επόμενων 32 πακέτων uplink. Στο σενάριο όπου το SF του κόμβου είναι κάτω από τη χαμηλότερη απαραίτητη τιμή για να λάβει η GW με επιτυχία, πρέπει να αποσταλούν 96 μεταδόσεις uplink προκειμένου ο κόμβος να αυξήσει την τιμή SF. Έτσι, όταν τα μοντέλα ML κάνουν μία λανθασμένη πρόβλεψη που αναγκάζει τον κόμβο να έχει μια τιμή SF που πέφτει κάτω από το όριο ευαισθησίας, πρέπει να αποσταλούν περισσότερες από 96 μεταδόσεις ανερχόμενης ζεύξης, προκειμένου να επιτευχθεί η χαμηλότερη τιμή SF.

Παρά τα ισχυρά αποτελέσματα των ταξινομητών, οι κλάσεις βρίσκονται σε μικρή απόσταση, επομένως σε ορισμένες περιπτώσεις μπορεί να προκύψουν ορισμένα σφάλματα ταξινόμησης. Επιπλέον, αξίζει να αναφερθεί ότι σε αντίθεση με την εργασία (Yatagan, & Oktug, 2019) δεν υποτίθεται ότι υπήρχε προηγούμενη γνώση του χαμηλότερου SF, επειδή θέλαμε οι προσομοιώσεις να είναι πιο ρεαλιστικές.

Για να βρούμε το χαμηλότερο SF, φτιάξαμε έναν απλό μηχανισμό επιπέδου εφαρμογής που παρακολουθεί το χαμηλότερο SF. Στο σενάριό μας δεν υποτίθεται ότι υπήρχε προηγούμενη γνώση του χαμηλότερου SF, έτσι ώστε να βρεθεί ο χαμηλότερος SF στον οποίο θα έπρεπε να μεταδοθεί ο κόμβος έτσι ώστε το GW να λάβει το πακέτο, προέκυψαν κάποιες ανεπιτυχείς μεταδόσεις uplink. Τέλος, σε αντίθεση με την εργασία [98] σε αυτό το έγγραφο οι κόμβοι είχαν τη δυνατότητα να μεταδώσουν στο εύρος των αποδεικτών τιμών TP.

Στη παραπάνω δημοσίευση όλοι οι κόμβοι μεταδόθηκαν στην υψηλότερη τιμή του TP, κάτι που δεν είναι συνηθισμένο σε σενάρια και εφαρμογές πραγματικής ζωής. Επίσης, οι κόμβοι μπορούσαν να μεταδώσουν με διαφορετικές τιμές TP, αλλά οι μηχανισμοί ML δεν άλλαξαν δυναμικά τις τιμές TP. Αντίθετα, οι μηχανισμοί ADR μπορούν να αλλάξουν δυναμικά τις τιμές TP. Παρ' όλα αυτά, οι μηχανισμοί ADR δίνουν ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα, καθιστώντας έτσι την υιοθέτηση του μηχανισμού ML έναν ελπιδοφόρο υποψήφιο για επιλογή SF.



Εικόνα 57: Ο αριθμός των πακέτων που δεν έλαβε η GW, λόγω σήματος ήταν ασθενέστερος από την ευαισθησία της GW

Σε αυτά τα πειράματα, τα LoRaWAN και ML έχουν μελετηθεί ως προς την ταξινόμηση για την ανάθεση SF, προκειμένου να εξοικονομηθούν οι ενεργειακές απαιτήσεις της μονάδας. Το LoRa είναι μια πολλά υποσχόμενη ασύρματη τεχνολογία που ασχολείται με εφαρμογές που χρειάζονται χαμηλή καθυστέρηση, μεγάλη εμβέλεια και χαμηλή ενεργειακή επικοινωνία. Δημιουργήσαμε μια βιβλιοθήκη που επιτρέπει την επικοινωνία μεταξύ του προσομοιωτή LoRa βασισμένου σε OMNeT++ που ονομάζεται FLoRa και της βιβλιοθήκης scikit learn based python. Επιπλέον, διερευνήσαμε τη δυνατότητα χρήσης μηχανισμού βασισμένου σε ML για πρόβλεψη SF. Σε αυτό το πλαίσιο, διεξήχθη εμπειρισιακή μελέτη και παρουσιάζεται σύγκριση ως προς την αναλογία παροχής και την κατανάλωση ενέργειας μεταξύ 5 περιπτώσεων.

Οι αλγόριθμοι ML που χρησιμοποιήθηκαν επιτρέπουν την πρόβλεψη ενός SF που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί από το NS για τη μετάδοση των δεδομένων. Με βάση ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που εξάγεται σε περίπτωση ADR, το χρησιμοποιούμε στο μοντέλο μας για να υπολογίσουμε το καταλληλότερο SF με βάση τα δεδομένα εισόδου μας. Μελετήσαμε τις περιπτώσεις του ταξινομητή k-NN και Naive Bayes για τον μηχανισμό ML. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης έδειξαν ότι οι κλασσικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης (k-NN, Gaussian Naive Bayes και SVM και τα δέντρα απόφασης) μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη περίπτωση του LoRa επειδή επιτυγχάνουν υψηλές βαθμολογίες από άποψη ακριβείας, ακριβείας, ανάκλησης και F1. Στη συνέχεια δοκιμάσαμε το k-NN και το Gaussian Naive Bayes σε σύγκριση με δύο παραλλαγές του ADR σε προσομοίωση ανάπτυξης LoRa.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι μηχανισμοί που βασίζονται σε ML είχαν γενικά καλύτερη απόδοση από το AvgADR και ελαφρώς χειρότερο από τον MaxADR όσον

αφορά την κατανάλωση ενέργειας και τον λόγο παροχής. Ο λόγος για το πρώτο είναι ότι το σφάλμα ταξινόμησης των μηχανισμών που βασίζονται σε ML μπορεί να οδηγήσει σε αναμετάδοση, ότι σε περίπτωση που το LPWAN μπορεί να είναι δαπανηρό, καθώς για να αυξηθεί η τιμή SF κατά μία μονάδα, θα πρέπει να γίνουν 96 ανεπιτυχείς μεταδόσεις uplink.

Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, δημιουργήσαμε έναν μηχανισμό επιπέδου εφαρμογής για να παρακολουθούμε το χαμηλότερο SF. Αυτό θα μπορούσε να είναι επωφελές για την επιστημονική κοινότητα. Τέλος, η αποτελεσματικότητα των ταξινομητών παρουσιάζεται επίσης στους πίνακες σύγχυσης, όπου σε αστικές και προαστιακές περιπτώσεις.

4.12.3 Μελέτη Suburban περιβάλλοντος

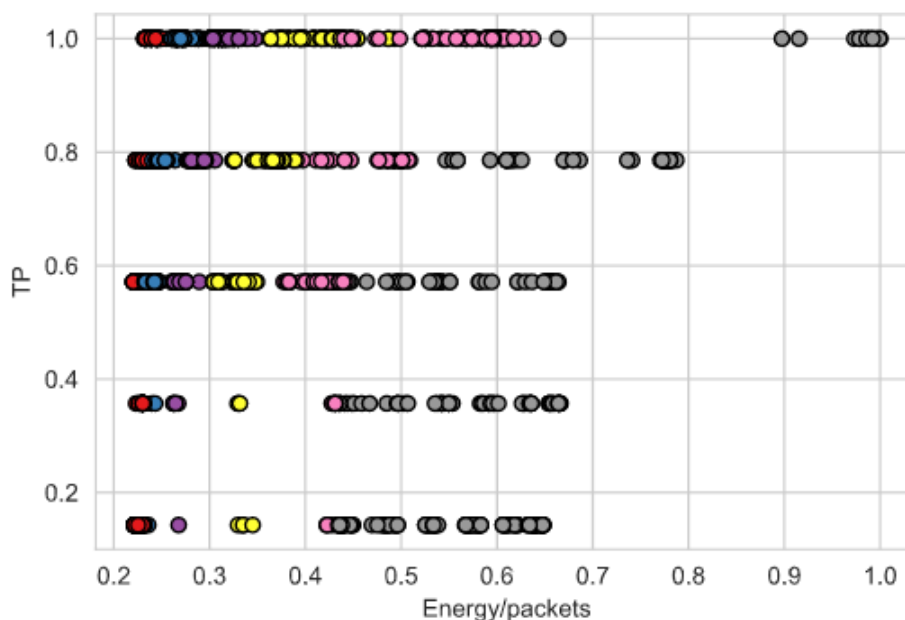
Όσον αφορά τις ανάγκες της παρουσίασης των αποτελεσμάτων, πραγματοποιήσαμε το ακόλουθο πείραμα στο περιβάλλον προσομοίωσης FLoRa. Οι απαραίτητες παράμετροι προσομοίωσης για τη διεξαγωγή πειραμάτων παρουσιάζονται στον Πίνακα 21. Η τοπολογία LoRa αποτελείται από πολλαπλούς τελικούς κόμβους που ποικίλλουν από 100-700 με βήμα 100 κόμβων, για δύο διαφορετικές περιπτώσεις.

Πίνακας 21: Ρυθμίσεις Προσομοίωσης

Parameter	Urban	Suburban
Network Size	480m*480m	9800m*9800m
Number of Nodes	100 - 700	100 - 700
σ	0	0
Spreading Factors	7-12	7-12
Code Rate	4	4
Number of GWs	4	4
Bandwidth	125KHz	125KHz

Στις προσομοιώσεις μας, εξετάσαμε ένα δίκτυο αστικών και προαστιακών ρυθμίσεων. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποιήσαμε δύο διαφορετικά μοντέλα που προέρχονται από την αναφορά [97] και για τις δύο περιπτώσεις. Δύο διαφορετικές περιοχές εξετάστηκαν 480m*480m και μια τοπολογία με βάση την πόλη Oulu με περιοχή κάλυψης 9800m*9800m. Η ανάπτυξη των τελικών κόμβων προσδιορίστηκε

τυχαία στην τοπολογία. Σε αυτήν την προσομοίωση, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο σταθερής κινητικότητας. Επιπλέον, η μέτρηση κατανάλωσης ενέργειας θεωρείται η αναλογία της ενεργειακής κατανάλωσης όλων των κόμβων LoRa και η καρδιότητα των μηνυμάτων που λαμβάνει η NS.



Εικόνα 58: Οπτικοποίηση του συνόλου δεδομένων στην περίπτωση του προαστιακού χώρου

4.12.4 Αποτελέσματα Suburban

Μετά τη φάση της εκπαίδευσης, πραγματοποιήθηκε η αξιολόγηση των μοντέλων. Προσαρμόσαμε τα μοντέλα με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και στη συνέχεια, η ακρίβεια, η ανάκληση και η βαθμολογία F1 χρησιμοποιήθηκαν ως μετρήσεις για την αξιολόγηση του αλγορίθμου ML, στο σύνολο δεδομένων δοκιμής. Η ακρίβεια αναφέρεται στην αναλογία των σωστών προβλέψεων προς τις συνολικές προβλέψεις.

Η μέτρηση ακριβείας είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων απαντήσεων μιας κλάσης προς το συνολικό αριθμό των απαντήσεων που προέβλεψαν αυτήν την κατηγορία. Η μέτρηση ανάκλησης είναι η αναλογία του αριθμού των σωστά προβλεπόμενων απαντήσεων προς τον αριθμό των πραγματικών εμφανίσεων της τάξης. Το F1 αναφέρεται στη σχετική συμβολή της ακριβείας και της ανάκλησης.

Στην Εικόνα 59 και Εικόνα 60 παρουσιάζεται η αθροιστική σύγκριση των αλγορίθμων ταξινόμησης από άποψη ακριβείας, ανάκλησης και F1. Και στις τέσσερις μετρήσεις, ο αλγόριθμος SVM σημείωσε την υψηλότερη βαθμολογία,

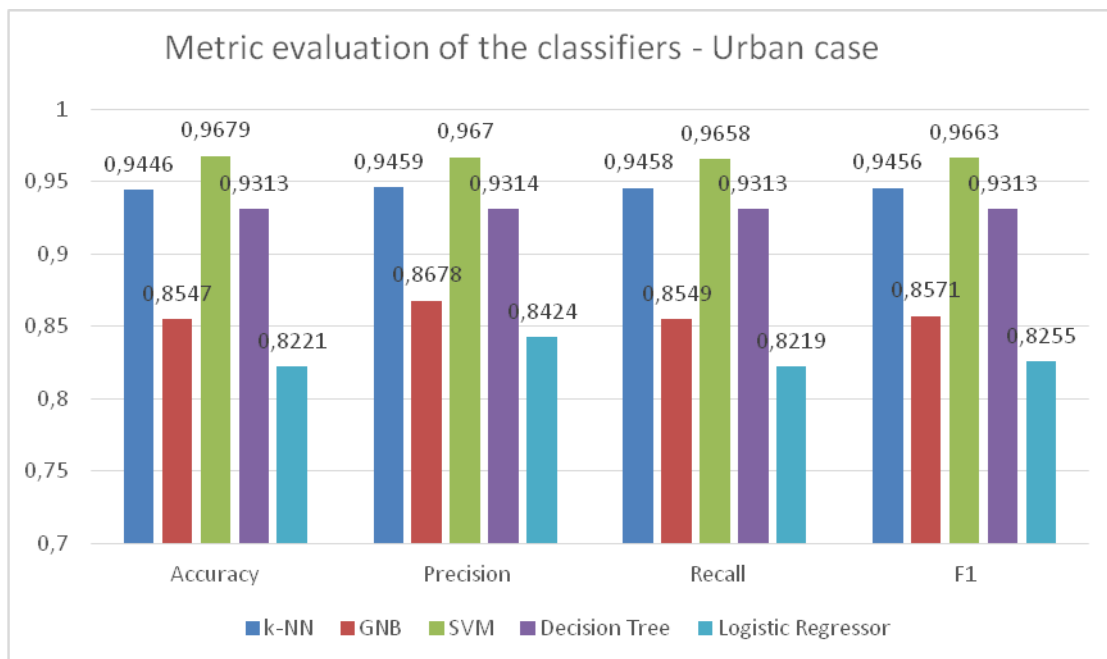
ακολουθούμενος από το k-NN, το Decision Tree, το SVM και το Naive Bayes. Καθώς όλοι οι αλγόριθμοι είναι στιβαροί όπως σε όλες τις μετρήσεις οι βαθμολογίες κυμαίνονταν από 0,8 έως 0,94 στο αστικό σενάριο, ενώ για το προαστιακό σενάριο οι τιμές κυμαίνονταν από 0,64 έως 0,94. Ο λόγος για τον οποίο όλοι οι αλγόριθμοι βαθμολογήθηκαν πολύ είναι ότι χρησιμοποιήθηκαν μόνο δύο χαρακτηριστικά για το πρόβλημα ταξινόμησης και το φαινόμενο της «κατάρραφ» της διαστατικότητας (curse of dimensionality) δεν υπήρχε και τα δεδομένα ήταν διαχωρίσιμα στις περισσότερες περιπτώσεις, επομένως η απόδοση ήταν μεγάλη.

Με τόσο υψηλές βαθμολογίες στους τέσσερις αλγόριθμους ταξινόμησης, μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν κλασικοί αλγόριθμοι ML αντί για νευρωνικά δίκτυα για τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών του δικτύου LoRa. Αυτό το γεγονός αποτελεί πλεονέκτημα, καθώς συνήθως, τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να διαθέτουν τεράστιο όγκο δεδομένων, κάτι δύσκολο στα δίκτυα LoRa καθώς ο ρυθμός με τον οποίο αποστέλλονται τα δεδομένα σε αυτήν την τεχνολογία είναι πολύ αργός. Τέλος, στην Εικόνα 59 και Εικόνα 60 υπάρχει μια γραφική αναπαράσταση των μετρικών αποτελεσμάτων.

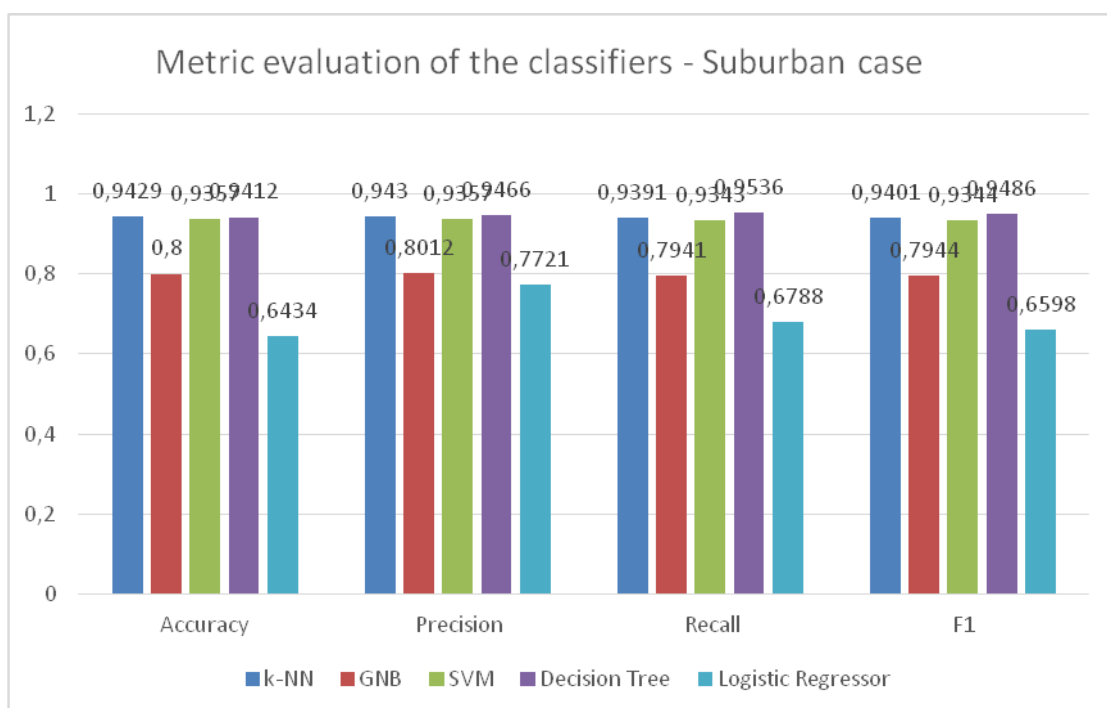
Πίνακας 22: Αποτελέσματα μετρήσεων αλγορίθμων

Metric	k-NN		Naive Bayes		SVM		Decision Tree		Logistic Regressor	
	Urban	Suburban	Urban	Suburban	Urban	Suburban	Urban	Suburban	Urban	Suburban
Accuracy	0.9446	0.9429	0.8547	0.8000	0.9679	0.9357	0.9313	0.9412	0.8221	0.6434
Precision	0.9459	0.9430	0.8678	0.8012	0.9670	0.9357	0.9314	0.9466	0.8424	0.7721
Recall	0.9458	0.9391	0.8549	0.7941	0.9658	0.9343	0.9313	0.9536	0.8219	0.6788
F1	0.9456	0.9401	0.8571	0.7944	0.9663	0.9344	0.9313	0.9486	0.8255	0.6598

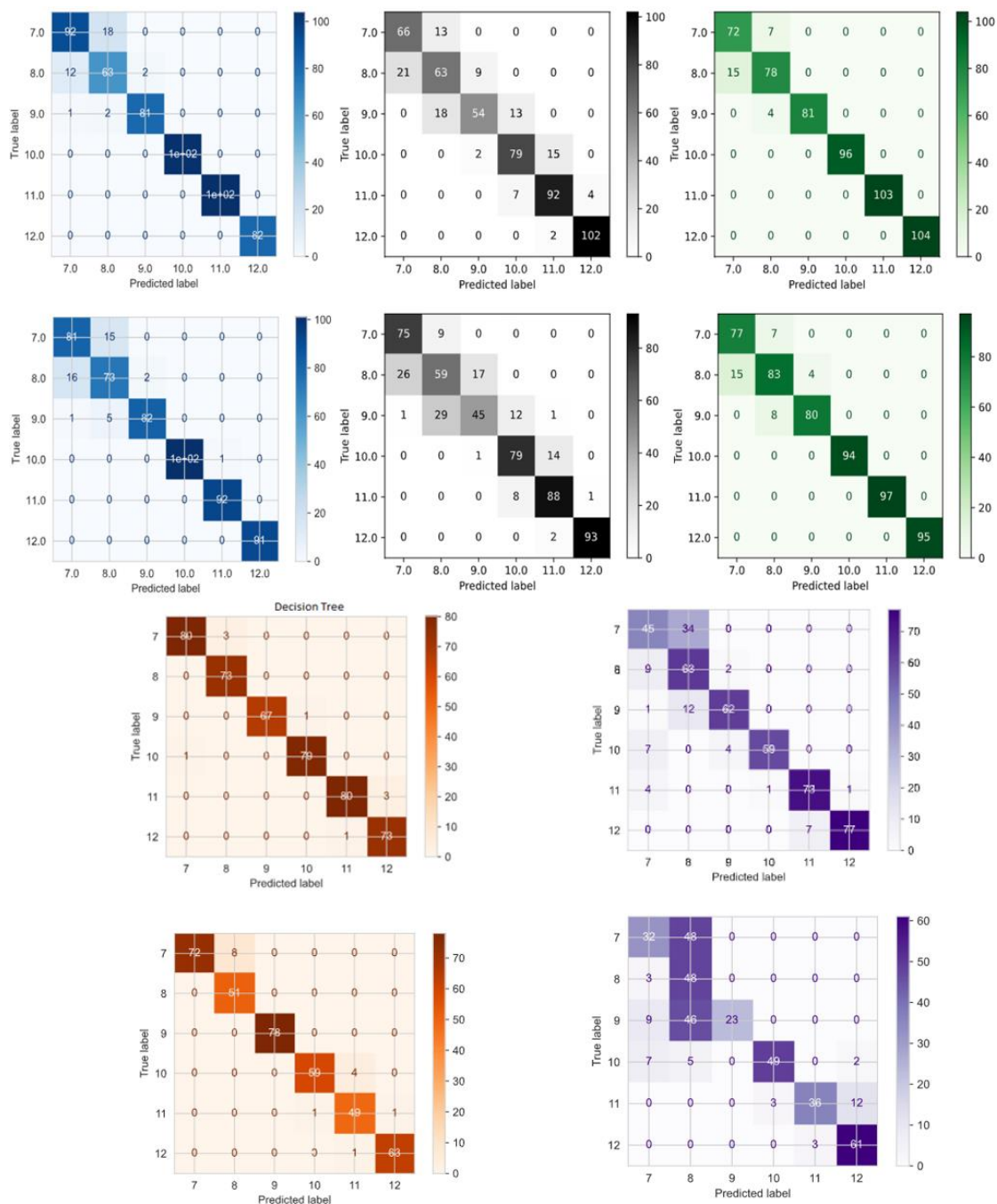
Εκτός από τις προαναφερθείσες μετρήσεις ταξινόμησης, για να έχουμε μια πιο εμπειριστατωμένη κατανόηση των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου ταξινόμησης, ο πίνακας σύγκρισης κάθε ταξινομητή σχεδιάστηκε και παρουσιάστηκε.



Εικόνα 59: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης στην περίπτωση του αστικού σεναρίου.



Εικόνα 60: Σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης στην περίπτωση του προαστιακού σεναρίου



Εικόνα 61: Πίνακες σύγχυσης του ταξινομητή

Στο παραπάνω πίνακα σύγχυσης του k-NN, μπορεί να παρατηρηθεί ότι ορισμένα σφάλματα λανθασμένης ταξινόμησης συνέβησαν στα SF 7, 8 αλλά ο αριθμός των σφαλμάτων είναι χαμηλός και στα δύο σενάρια. Στον ταξινομητή Gaussian Naive

Bayes, εμφανίστηκαν περισσότερα λάθη λανθασμένης ταξινόμησης σε όλα τα SF, ειδικά στα SF με τιμές 7 και 11, πολλά από τα λάθη συνέβησαν και στα δύο σενάρια.

Όσον αφορά το SVM, μπορεί να παρατηρηθούν λάθη στη ταξινόμηση στις τιμές SF 7, 8 και στα δύο σενάρια. Στη μήτρα σύγκρισης του Αποφασιστικού Δέντρου, μπορεί να παρατηρηθεί κάποιο λάθος λανθασμένης ταξινόμησης εκτός από το SF με τιμές 7, 11, 12. Τέλος, στην περίπτωση του Logistic Regressor σε όλα τα SF παρατηρούνται σφάλματα εσφαλμένης ταξινόμησης, ειδικά στην προαστιακή περίπτωση της suburban περιοχής.

Όπως μπορεί να παρατηρηθεί σε κάθε γράφημα, τα όρια απόφασης είναι αραιετά ομαλά και το k-NN έχει μια μικρή ανωμαλία. Επίσης, ο Logistics Regressor στην προαστιακή περίπτωση έχει επικαλυπτόμενες περιοχές, δείχνοντας ότι η προαστιακή υπόθεση δεν είναι ένας ιδανικός ταξινομητής.

5

Συμπεράσματα

Η διάσωση ανθρώπων είναι ένας σημαντικός τομέας υπηρεσιών για τη συνολική ανάπτυξη και έχει μεγάλο αντίκτυπο στην ποιότητα ζωής των ανθρώπων. Τα δίκτυα LPWAN έχουν γίνει ένα de facto πρότυπο επικοινωνίας για το IoT καθώς προσφέρουν σημαντικά οφέλη όπως αυτό της ισχύος, της κατανάλωση ενέργειας καθώς και της κάλυψης σε θέμα απόστασης. Στη παρούσα διδακτορική διατριβή, παρουσιάσαμε την αρχιτεκτονική και το σχεδιασμό του LoRaWAN λεπτομέρειες με επισκόπηση της βιβλιογραφίας του πρωτοκόλλου καθώς και τεχνικές ανάπτυξης του παραπάνω δικτύου. Το LoRa είναι διαμόρφωση RF που επιτρέπει τη μετάδοση δεδομένων από 2 χλμ (αστικά περιβάλλοντα) έως 20 χλμ. (σε αγροτικές περιοχές). Τα σήματα LoRa μπορούν να διεισδύσουν μέσω τοίχων και δεκτών μπορούν να εξαγάγουν δεδομένα από πολύ αδύναμα σήματα ενώ πρόκειται για μια κλειστή διαμόρφωση.

Ωστόσο, το LoRaWAN είναι ένα ανοιχτό πρότυπο που αναπτύχθηκε για να αποτρέψει την κατανάλωση και να βελτιώσει το δίκτυο αποτελεσματικά. Οι τάξεις LoRaWAN εισάγουν πολιτικές TX και RX για τον έλεγχο της μεσαίας πρόσβασης και της ενέργειας κατανάλωσης των τελικών κόμβων.

Σε σύγκριση με άλλες τεχνολογίες επικοινωνίας, το LoRaWAN έχει πλεονεκτήματα καθώς πρόκειται για ένα ανοιχτό πρότυπο με ενσωματωμένη ασφάλεια και κωδικοποίηση από άκρο σε άκρο (end-device σε GW). Επιπλέον προσφέρει σημαντικά οφέλη όσον αφορά τον γεωεντοπισμό χωρίς GPS, δυνατότητα επικοινωνίας μεγάλης εμβέλειας, χαμηλή κατανάλωση ενέργειας και επιλογές για ιδιωτική ανάπτυξη.

Οι περιορισμοί ρυθμού και κύκλου λειτουργίας περιορίζουν τα δίκτυα LoRaWAN για εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον θα λέγαμε ότι το LoRaWAN ταιριάζει σε σενάρια όπου οι μεταδόσεις δεδομένων είναι σπάνιες (λίγα πακέτα την ημέρα) και το μέγεθος του ωφέλιμου φορτίου είναι περίπου 10-50 byte. Η έξυπνη πόλη, τα έξυπνα δίκτυα, η έξυπνη γεωργία και τα συστήματα απομακρυσμένης παρακολούθησης είναι τομείς όπου το LoRaWAN θα μπορούσε να προσφέρει σημαντικά οφέλη.

Η πλειοψηφία των μελετών LoRaWAN επικεντρώνεται στα εύρη μετάδοσης δεδομένων και την εφαρμογή τους. Η τεχνολογία είναι αρκετά νέα και υπάρχουν ακόμα ανοικτά πεδία έρευνας για να επικεντρωθούν ιδιωτικοί φορείς και ερευνητές, όπως η βελτιστοποίηση του LoRaWAN δικτύου, ADR, διαχείριση δικτύων, διαλειτουργικότητα εφαρμογών και δικτύων.

Μετά από την πειραματική μας μελέτη παραπάνω, το LoraWan είναι ένα ιδανικός υποψήφιος ως ενσωμάτωση πρωτοκόλλου σε εφαρμογές IoT. Η ερευνητική μας προσέγγιση δείχνει ότι οι μετρήσεις όσον αφορά το QoS στο LoraWan είναι εφικτές και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για χαμηλή ισχύ με δίκτυα μεγάλης εμβέλειας. Ανάλογα με τη συσκευή IoT και τη δική της δυνατότητες μπορούμε να επιλέξουμε το καλύτερο SF και BW σχετικά με το μπαταρία της συσκευής, μειώνοντας το χρόνο μετάδοσης, αύξηση του ρυθμού δεδομένων και σημαντική μείωση του bit ποσοστό σφάλματος. Σκοπός αυτής της μελέτης ήταν να μας βοηθήσει γνώση στην ανάπτυξη μοντέλων που θα μας βοηθήσουν δημιουργούν προσομοιωτές IoT και συσκευές ικανές να μεταδίδουν δεδομένα μέσα κλιμακούμενα δίκτυα λαμβάνοντας υπόψη την ισχύ και την μπαταρία περιορισμοί ζωής των συσκευών IoT.

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή πραγματοποιήθηκε δημιουργία σεναρίων τόσο σε επίπεδο προσομοιώσεων όσο και σε επίπεδο πραγματικού hardware προκειμένου να δούμε το αντίκτυπο της παραπάνω τεχνολογίας σε σενάρια αναζήτησης και διάσωσης ανθρώπων.

Και οι δύο τεχνολογίες LoRaWan και WiFi φαίνονται πολλά υποσχόμενες λύσεις για σενάρια SAR με χρήση του IoT. Το LoRaWAN είναι ιδανικό για modules με αισθητήρες που στέλνουν τυχαία μια τιμή για παράδειγμα τη θέση μιας τελικής συσκευής κάθε 10 λεπτά. Είναι επίσης μια καλή επιλογή για SAR που διαθέτουν φορητή συσκευή με χρήση του LoRa ως τελική συσκευή. Επί του παρόντος, το LoRaWAN είναι ιδανικό για μεγάλες αποστάσεις χρήση χαμηλής ισχύος αλλά και χαμηλού εύρους ζώνης επικοινωνίας. Από την άλλη πλευρά, το WiFi λειτουργεί μόνο σε περιοχές όπου οι συσκευές και η πύλη είναι σε μικρή απόσταση. Το WiFi επίσης, χρησιμοποιεί ένα σημαντικό ποσό ενέργειας, έτσι δεν είναι ιδανικό για συσκευές που λειτουργούν με μπαταρία, όπως οι φορητές συσκευές μας σενάρια

Στη συνέχεια ολοκληρώσαμε τη μελέτη μας σχετικά με την εκτίμηση της απόστασης LoRaWAN μέσω αλγορίθμου τριμερισμού. Περιγράψαμε μια λύση που βασίζεται σε συσκευές IoT και ανάπτυξη διαφόρων GW LoRaWAN για την παροχή εντοπισμού ευάλωτων ατόμων. Ορισμένες βελτιώσεις πρέπει να εφαρμοστούν προκειμένου να λειτουργήσει αυτό το σύστημα ως σύστημα παρακολούθησης σε πραγματικό χρόνο. Μέσω εκτίμησης του καναλιού LoRaWAN και χρησιμοποιώντας τριμερισμό, ο εντοπισμός του ατόμου μπορεί να επιτευχθεί σε απόσταση 40-60 m. Το κύριο πλεονέκτημα αυτής της τρέχουσας λύσης είναι ότι είναι χαμηλού κόστους καθώς οι μονάδες κοστίζουν λίγα δολάρια και ως μηχανισμός μπορεί να δώσει καλύτερα αποτελέσματα ακόμη και σε εσωτερικούς χώρους.

Η προσέγγισή μας βασίζεται στη χρήση του RSSI από διάφορα GW. Σε αυτή τη μελέτη εμείς εστιάσαμε στην τιμή που σημαίνει RSSI, μαζί με την επιλογή SF για την απόσταση εκτίμησης. Θεωρούμε ότι η παραπάνω λύση θα μπορούσε να αξιοποιηθεί σε εσωτερικούς χώρους περιοχές όπως εμπορικά κέντρα, πανεπιστημιούπολη ή ακόμη και παιδικές χαρές όπου θα μπορούσε να εντοπίσει άτομα που φορούν μια τέτοια συσκευή.

Στη παρούσα διδακτορική διατριβή μελετήσαμε αλγόριθμους εντοπισμού θέσης που εφαρμόζουν το TDoA σε τεχνολογίες πομπού και δέκτη για μια περίπτωση SAR. Σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις εντοπισμού πηγής σήματος και τριγωνισμό και τριμερισμό, Το TDoA είναι κατάλληλο για εφαρμογές που απαιτούν υψηλή ακρίβεια. Για το λόγο αυτό, εστιάζουμε στην προσομοίωση και ερευνητική μελέτη μερικών από τους πιο γνωστούς αλγορίθμους.

Καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι πολλοί παράγοντες μπορούν να επηρεάσουν την απόδοση αλγορίθμων εντοπισμού σε συγκεκριμένες εφαρμογές όπως το SAR. Μεταξύ αυτών είναι οι θέσεις των GW, πραγματικό μέγεθος του ατόμου που έχει ανάγκη, περιορισμοί IoT (χαμένη σύνδεση με GW, συγχρονισμός, δομή καναλιού, διάρκεια ζωής της μπαταρίας), κινητικότητα στο δίκτυο, περιβαλλοντικές συνθήκες καθώς και αβεβαιότητες στη διάδοση (π.χ. Non Line Of Sight (NLOS), πολλαπλών διαδρομών, διακύμανση ταχύτητας ήχου κ.λπ.). Παρά το γεγονός ότι οι εταιρείες και οι ερευνητικές μελέτες επικεντρώνονται σε την ανάπτυξη και τη βελτίωση τόσο του λογισμικού όσο και του υλικού, οι προκλήσεις στην εκτίμηση της θέσης εξακολουθούν να υπάρχουν καθώς προσπαθούν να επιτύχουν υψηλή απόδοση και ακρίβεια με οικονομικές λύσεις τόσο σε υλικό όσο και σε λογισμικό

Επιπλέον, έγινε μελέτη των πιθανών αλγορίθμων εντοπισμού θέσης όπως είναι η μέθοδος triangulation, trilateration και multilateration ενώ παράλληλα έγινε ενσωμάτωση τεχνικής μάθησης προκειμένου να εξάγουμε τις κατάλληλες τιμές Spreading Factor προκειμένου να βελτιωθεί η αποδοτικότητα του συστήματος μας.

Η τεχνική μάθησης στη περίπτωση του LoRaWAN μελετήθηκε ως προς την ταξινόμηση για επιλογή του κατάλληλου για τη μετάδοση SF προκειμένου να εξοικονομηθούν οι ενεργειακές απαιτήσεις της ενότητας. Ο προτεινόμενος μηχανισμός επιτυγχάνει βελτίωση στην ακρίβεια απόδοσης χρησιμοποιώντας ML και k-NN για την εξαγωγή του κατάλληλου συντελεστή SF για τη μετάδοση των δεδομένων. Για να έχουμε ένα αξιόπιστο και καλός ταξινομητή, είναι απαραίτητο να μελετηθούν οι μετρικές που επιτρέπουν την αξιολόγηση των ταξινομητών. Σε αυτήν την εργασία, χρησιμοποιήθηκαν μετρήσεις Ακρίβεια, Ανάκληση και F1 που δείχνουν ότι ο k-NN και οι ταξινομητές SVM μπορεί να είναι ελπιδοφόροι, καθώς οι βαθμολογίες σε αυτές τις μετρήσεις ήταν αρκετά υψηλές. Τέλος, η αποτελεσματικότητα των ταξινομητών παρουσιάζεται επίσης στα confusion matrixes, τόσο σε αστικές όσο και σε προαστιακές περιπτώσεις.

6

Μελλοντική Έρευνα

Εκτός από το σύστημα αναζήτησης και διάσωσης, υπάρχουν και άλλες τεχνολογίες ασύρματων δικτύων LoRa στον τομέα των υπηρεσιών IoT που θα μπορούσαν να βοηθήσουν τους ανθρώπους στην καθημερινή τους ζωή. Τέτοιες τεχνολογίες που μένουν να εξεταστούν ως μελλοντικές εργασίες είναι το NB-IoT, το SigFox κ.λπ. Στόχος είναι η εκμετάλλευση του δικτύου NB-IoT και η μελέτη της απόδοσης συγκριτικά με τις υφιστάμενες τεχνολογίες WiFi καθώς και LoRa με προσομοιώσεις καθώς και χρήση πραγματικού hardware. Επίσης, με την εμφάνιση της τεχνολογίας 5G, θα προκύψουν νέες δυνατότητες για αυτού του είδους τις εφαρμογές. Η ετερογένεια του 5G σε συνδυασμό με την υψηλή ταχύτητα και τη χαμηλή καθυστέρηση μπορεί να επιταχύνει την ενσωμάτωση αυτών των τεχνολογιών σε περισσότερες εφαρμογές και να αυξήσει την αξιοπιστία των μεταδόσεων.

Στόχος είναι να πραγματοποιηθεί μεγάλη ανάλυση για την επικύρωση των μηχανισμών που παρουσιάζονται με πραγματικά δεδομένα από εκατοντάδες χρήστες. Επιπλέον, μελλοντικές μελέτες περιλαμβάνουν τη διερεύνηση και τη βελτίωση πιο εξελιγμένων αλγορίθμων και στρατηγιών, όπως τη χρήση νευρωνικών δικτύων στο πλαίσιο της εξοικονόμησης ενέργειας σε δίκτυα LoR. Μεγαλύτερη διάρκεια ζωής της μπαταρίας σημαίνει μεγαλύτερη ευκολία για τους χρήστες και σε πολλές περιπτώσεις μπορεί να είναι σωτήρια ακόμα και σε περιπτώσεις αναζήτησης και διάσωσης (SAR), όπου ο χρόνος απόκρισης είναι ιδιαίτερα σημαντικός.

Επίσης, θα διεξαχθεί έρευνα στο πλαίσιο ML για τη βελτιστοποίηση του του TP κάτι που αγνοήθηκε σε αυτό το εύρος της διατριβής και παρέμεινε άθικτο μέσω της προσομοίωσης. Τέλος στόχος είναι σε μελλοντικές εργασίες, να μελετηθούν θέματα που αφορούν την εξοικονόμηση ενέργειας όσον αφορά το κάθε πότε θα αποστέλλουν δεδομένα οι πραγματικές συσκευές, πότε θα τίθονται σε λειτουργία αδράνειας (sleep mode), προκειμένου να σώζονται όσο δυνατόν περισσότεροι πόροι και να επεκτείνεται η διάρκεια ζωής της μπαταρίας της εκάστοτε συσκευής.

Επιπλέον, στόχος είναι οι παραπάνω βελτιώσεις να ενσωματωθούν σε σενάρια πραγματικής ζωής, όπως επιχειρήσεις αναζήτησης και διάσωσης στο πλαίσιο του έργου SAR. Η αξιολόγηση θα πραγματοποιηθεί χρησιμοποιώντας υλικό όπως το Pycorn ενότητες (π.χ. LoPy, FiPy2) και τη φορητή μονάδα Dialog DA14861. Στόχος είναι να δούμε τη χρήση της παραπάνω φορητής μονάδας σε σενάρια αναζήτησης, διάσωσης με πολλαπλές συσκευές σε urban και suburban περιβάλλοντα με σκοπό να γίνει και μελέτη τυχόν παρεμβολών.

Τέλος πολύ σημαντικό που αξίζει να συμπεριληφθεί είναι το θέμα της ασφάλειας. Στόχος μας είναι η εισαγωγή της κρυπτογραφίας ως προσέγγιση ασφάλειας χρησιμοποιώντας ένα μοναδικό κοινόχρηστο κλειδί δικτύου 128-bit μεταξύ της τελικής συσκευής και του διακομιστή δικτύου και χρησιμοποιώντας ένα μοναδικό κλειδί συνόδου εφαρμογής 128-bit (AppSKey) που μοιράζεται από άκρο σε άκρο σε επίπεδο εφαρμογής.

Δημοσιεύσεις στο πλαίσιο της διδακτορικής διατριβής

Κεφάλαια

- [1].C. Bouras, Gkamas, A., Katsampiris, S., and Papachristos, N., “Search and Rescue System Based on NB-IoT Wearable Device”, in Principles and Applications of Narrowband Internet of Things (NB-IoT), IGI Global, 2020, pp. 195-222.

Περίληψη: Αυτή η ερευνητική εργασία παρουσιάζει τον σχεδιασμό και την ανάπτυξη ενός συστήματος έρευνας και διάσωσης (SAR), για τον εντοπισμό και την παροχή βοήθειας σε άτομα που χάνονται ή βρίσκονται σε άμεσο κίνδυνο, ειδικά σε άτομα που ανήκουν σε ομάδες πληθυσμού με ιδιαίτερα μεγάλη πιθανότητα να χαθούν. Με τη χρήση της τεχνολογίας Low-Power Wide Area Network (LPWAN), όπως το Narrow Band Internet of Things (NB-IoT), οι συγγραφείς είναι σε θέση να παρέχουν λύσεις αναζήτησης και διάσωσης για άτομα, ειδικά για άτομα που ανήκουν περισσότερο πιθανό να χαθεί. Το κεντρικό μέρος του συστήματος είναι μια σπονδυλωτή συσκευή (wearable device) ενώ στο πλαίσιο της εφαρμογής αυτού του συστήματος οι συγγραφείς έχουν λάβει σοβαρά υπόψη τις πτυχές της ενεργειακής απόδοσης προκειμένου να παρέχουν καλύτερη διάρκεια ζωής της μπαταρίας.

Περιοδικά

- [1].C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Geolocation analysis for SAR systems using LoRaWAN”, International Journal of Communication Systems, Wiley InterScience, 2020.

Περίληψη: Οι τεχνολογίες των Low Power Wide Area Network (LPWAN) έχουν ως στόχο την παροχή ενεργειακά αποδοτικών λύσεων στο Διαδίκτυο των πραγμάτων (IoT). Τα τελευταία χρόνια έχουμε δει μια σημαντική ανάπτυξη στον τομέα των εφαρμογών IoT. Για πολλές εφαρμογές, το πρόβλημα του εντοπισμού (δηλ. προσδιορισμός της φυσικής θέσης των κόμβων) είναι κρίσιμο. Μία περιοχή μελέτη τέτοιων περιπτώσεων χρήσης είναι επίσης τα συστήματα παρακολούθησης διάσωσης. Σε αυτή τη μελέτη, ξεκινάμε περιγράφοντας μια λύση σχεδιασμένη για το Δίκτυο ευρείας εμβέλειας (LoRaWAN) για τον εντοπισμό θέσης ενοτήτων IoT, όπως φορητά που χρησιμοποιούνται από

ευάλωτες ομάδες. Μέσω της μελέτης απόδοσης της συμπεριφοράς ενός καναλιού LoRaWAN και χρησιμοποιώντας τριμερισμό και RSSI πληροφορίες, ο εντοπισμός ενός φορητού εξοπλισμού IoT μπορεί να επιτευχθεί με μικρότερο σφάλμα λάθους. Η δρομολόγηση ατόμων που έχουν ανάγκη είναι μία από αυτές τις περιπτώσεις χρήσης στις οποίες ο παραπάνω μηχανισμός θα μπορούσε να ενσωματωθεί έτσι ώστε να μπορεί να παρακολουθείται από οικεία άτομα. Μετά από αυτό, εμείς αξιολογήσαμε τη χρήση μαθηματικού μοντέλου αλγορίθμων πολλαπλών επιπέδων χρησιμοποιώντας χρονική διαφορά άφιξης (TDoA) ως λύση για τοποθέτηση πάνω από το LoRaWAN. Η έρευνα πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις στην Python διαμορφώνοντας το σταθερές θέσεις των Gateways εντός εξωτερικού χώρου. Οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι μπορούν να ενσωματωθούν στην εφαρμογή για παρακολούθηση ατόμων ανά πάσα στιγμή και ιδιαίτερα δρομολόγηση ατόμων από ευάλωτες ομάδες. Μέσω της πολυεμπειδευσης και την πρόβλεψη του αλγορίθμου, μπορούμε να έχουμε ακρίβεια 40-60m στη θέση τοποθέτησης, ιδανική για περιπτώσεις χρήσης αναζήτησης και διάσωσης. Συνοψίζουμε τελικά την εκτίμηση και τη γενική συμπεριφορά των παραπάνω αλγορίθμων σε ένα σύστημα SAR.

- [2].C. Bouras, Gkamas, A., Katsampiris, S., and Papachristos, N., “A Comparative Study of Machine Learning Models for Spreading Factor Selection in LoRa Networks”, Journal of Wireless Networks and Broadband Technologies (IJWNBT), IGI Global, 2021.

Περίληψη: Οι τεχνολογίες χαμηλής ισχύος δικτύων ευρείας περιοχής (LPWAN) προσφέρουν λογική τιμή συνδεσιμότητας σε μεγάλο αριθμό συσκευών χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας σε μεγάλες γεωγραφικές περιοχές. Το Long Range (LoRa) είναι μια τεχνολογία LPWAN που ενισχύει την ενεργειακά αποδοτική επικοινωνία. Στα δίκτυα LoRaWAN οι συγκρούσεις συσχετίζονται έντονα με την εκχώρηση τελικών κόμβων Spreading Factor (SF) που επηρεάζει την απόδοση του δικτύου. Σε αυτήν την εργασία, παρουσιάζεται η ανάθεση SF χρησιμοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης σε περιβάλλον προσομοίωσης. Αυτή η εργασία εξετάζει τρεις προσεγγίσεις για την επιλογή του SF κατά τη μετάδοση LoRa α) τυχαία ανάθεση SF β) Προσαρμοστική ταχύτητα δεδομένων (ADR) και γ) επιλογή SF μέσω μηχανικής μάθησης (ML). Ο κύριος στόχος είναι η μελέτη και ο καθορισμός της πιο αποτελεσματικής προσέγγισης καθώς και η διερεύνηση των οφελών από τη χρήση τεχνικών ML στο πλαίσιο των δικτύων LoRa. Σε αυτήν την έρευνα δημιουργήθηκε μια βιβλιοθήκη που επιτρέπει την επικοινωνία μεταξύ βιβλιοθηκών ML και προσομοιωτή OMNeT ++. Η απόδοση των προσεγγίσεων αξιολογείται για

διαφορετικά σενάρια, χρησιμοποιώντας το δείκτη παροχής και τις μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας.

- [3]. C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Performance Evaluation of Monitoring IoT Systems using LoRaWan”, *Telecommunication Systems (Springer)*, 2021.

Περίληψη: Ο πολλαπλασιασμός των έξυπνων συσκευών, ή ακόμα καλύτερα, των συσκευών IoT, έχει οδηγήσει στην ευρεία ανάπτυξη εφαρμογών που εμμεταλλεύονται αυτές τις συσκευές. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει ο ακριβής εντοπισμός μιας τέτοιας συσκευής. Ωστόσο, αυτές οι περιπτώσεις χρήσης καθίστανται εξαιρετικά δύσκολες όταν απαιτείται σύνδεση με τελικές συσκευές ακόμη και σε περιοχές όπου το σήμα είναι πολύ χαμηλό ή συνυπάρχουν διαφορετικές τεχνολογίες για τη μετάδοση των δεδομένων. Σε αυτήν την ερευνητική εργασία, μελετάμε το LoRaWan και το Wi-Fi ως δύο πιθανούς υποψήφιους για τη μετάδοση δεδομένων. Επικεντρωνόμαστε ιδιαίτερα στη μελέτη των παραπάνω τεχνολογιών όσον αφορά την απόδοση καθώς και την ανάπτυξη εφαρμογών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως συστήματα παρακολούθησης διάσωσης. Για το λόγο αυτό, ξεκινάμε περιγράφοντας το LoRa ως ένα ιδανικό πρωτόκολλο επικοινωνίας χαμηλής ισχύος και μεγάλης απόστασης στις συσκευές IoT σε σύγκριση με το δίκτυο Wi-Fi. Πραγματοποιούμε διάφορες προσομοιώσεις όσον αφορά το χρόνο μετάδοσης του αέρα, ποσοστό σφάλματος bit αλλάζοντας σημαντικές μετρήσεις για να μελετήσουμε τη συμπεριφορά ολόκληρου του μηχανισμού. Με βάση τις προσομοιώσεις μας, τα κύρια ευρήματα υπογραμμίζουν ότι η συμβολή βελτιστοποιήσεων Spreading Factor (SF) και εύρους ζώνης (BW) μπορεί να εφαρμοστεί σε πραγματικό υλικό για πραγματικές περιπτώσεις Search and Rescue (SAR), δίνοντας βελτιωμένα αποτελέσματα σε περίπτωση κάλυψης και επέκτασης μπαταρίας εφαρμογές. Ως συνέχεια της έρευνάς μας, αναπτύξαμε μια εφαρμογή παρακολούθησης που συλλέγει και απεικονίζει δεδομένα από τελικούς κόμβους (wearables). Αυτά τα δεδομένα υποβάλλονται σε επεξεργασία πύλης και διακομιστή δικτύου στο The Things Network (TTN) για περαιτέρω ανάλυση. Η προτεινόμενη λύση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικά σενάρια παρακολούθησης διάσωσης, όπως ο εντοπισμός και η εύρεση ατόμων ευάλωτων ομάδων ή ατόμων που ανήκουν σε ομάδες ανθρώπων με μεγάλη πιθανότητα να χαθούν. Ο σκοπός της παραπάνω λύσης είναι να ξεπεραστούν τα προβλήματα παρακολούθησης σε περιπτώσεις SAR, να συγκριθεί με το WiFi και να προταθεί μια ενότητα που να υποστηρίζει και τις δύο τεχνολογίες, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί σε πραγματικά πειράματα.

Συνέδρια

- [1].C. Bouras, Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Performance evaluation of LoraWan physical layer integration on IoT devices”, in Global Information Infrastructure and Networking Symposium (GIIS 2018), Thessaloniki, Greece, 2018.

Περίληψη: Λόγω της συνεχούς κίνησης των ασύρματων συσκευών μέσα το Internet of Things (IoT), τα τρέχοντα ασύρματα δίκτυα δεν μπορούν παρέχουν συνδεσιμότητα σε κάθε περίπτωση χρησιμοποιώντας μεταβαλλόμενες τοπολογίες, σε σύγκριση με δίκτυα ad hoc. LoraWan, ως Long Range Το δίκτυο ευρείας περιοχής που προτείνει η LoRa Alliance, είναι ένα επερχόμενος υποψήφιος για χαμηλή ισχύ και μεγάλες αποστάσεις επικοινωνία περιβάλλοντος και εφαρμογών IoT σε διαφορετικά έννοιες όπως η παρακολούθηση, η γεωργία υγειονομικής περίθαλψης. Αυτό το IoT Η ιδέα κερδίζει ταχεία ανάπτυξη στην αγορά IoT και είναι βελτιώνοντας ταυτόχρονα το περιβάλλον ζωής μας. Σε αυτό χαρτί, εισαγάγουμε πρώτα εν συντομία το LoRa ως αποτελεσματική λύση της ενσωμάτωσης φυσικού επιπέδου στις συσκευές IoT. Εμείς τότε πραγματοποιεί αξιολόγηση απόδοσης λαμβάνοντας υπόψη τιμές όπως ποσοστό σφάλματος bit, χρόνος μετάδοσης αέρα με βάση. Αναλογία σήματος προς θόρυβο (SNR) και παράγοντες διασποράςτροποποιήσεις για διαφορετικές τιμές εύρους ζώνης.

- [2].C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Using LoRa Technology for IoT Monitoring Systems”, in 10th International Conference on the Network of the Future (NoF 2019), Rome, Italy, 2019, pp. 134-137.

Περίληψη: Αυτή η εργασία παρουσιάζει τη σύγκριση τεχνολογίας σενάρια για τις έννοιες του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) για τη διάσωση παρακολούθηση. Η μελέτη ξεκινά συγκρίνοντας το WiFi & LoRa ως ασύρματες τεχνολογίες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν από έξυπνες συσκευές για δεδομένα μετάδοση. Οι τελικές συσκευές IoT που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις έννοιες έχουν υψηλές απαιτήσεις στην εξοικονόμηση μπαταρίας και για το λόγο αυτό τη χρήση συνιστώνται μονάδες χαμηλής ισχύος. Αυτό το έγγραφο επικεντρώνεται στη διάσωση παρακολούθηση και ο στόχος στην τρέχουσα μελέτη είναι η χρήση του δύο ασύρματες τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται για τη μετάδοση δεδομένων από το IoT συσκευές: το ήδη γνωστό WiFi και η επερχόμενη LoRa τεχνολογία.

Κατά τη διάρκεια της παρακολούθησης διάσωσης, υπάρχουν σημαντικές έννοιες την ταυτοποίηση και τη διάσωση ατόμων ιδιαίτερα ευάλωτες ομάδες ή άτομα που ανήκουν σε ομάδες πληθυσμού με μεγάλη πιθανότητα να χαθεί. Μια πύλη που βασίζεται σε LoRa και Ο δρομολογητής WiFi χρησιμοποιείται για τη σύνδεση των τελικών συσκευών που χρησιμοποιούνται στο δικό μας σενάριο στο Διαδίκτυο. Τα δεδομένα που συλλέγονται για την εφαρμογή διακομιστή όπως συλλαμβάνεται από εγγραπτημένους αισθητήρες στις ενότητες IoT εμφανίζεται σε εξουσιοδοτημένους χρήστες μέσω ιστού ή κινητού εφαρμογή. Τα αποτελέσματα μέσω προσομοίωσης και πραγματικού χρόνου πειράματα δείχνουν ότι η LoRa θα μπορούσε να είναι ένας ιδανικός υποψήφιος για παρακολούθηση διάσωσης. Αυτή η μελέτη είναι ένα πρώτο βήμα για τη δημιουργία περισσότερων γενικό οικοσύστημα για έννοιες διάσωσης που περιλαμβάνει όλο το υλικό και λογισμικό που χρησιμοποιεί την τεχνολογία LoRa ως μέθοδο μετάδοσης.

- [3].C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “IoT Geolocation Performance Using LoRaWAN”, in The 34th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA - 2020), Caserta, Italy, 2020.

Περίληψη: : Τεχνολογίες Low Power Wide Area Network (LPWAN) με στόχο να παρέχουν αποδοτικές λύσεις στον κόσμο του IoT. Το παρόν έγγραφο περιγράφει μία λύση βασισμένη στην τεχνολογία Long Range Wide Area Network (LoRaWAN) για γεωεντοπισμό ενοτήτων IoT όπως φορητά που χρησιμοποιούνται από ευάλωτες ομάδες. Μέσω εκτίμησης της συμπεριφοράς ενός καναλιού LoRaWAN και χρησιμοποιώντας τριμερή και RSSI πληροφορίες, ο εντοπισμός ενός φορητού εξοπλισμού IoT μπορεί να γίνει λαμβάνοντας σε μικρό εύρος. Η δρομολόγηση ατόμων που έχουν ανάγκη είναι μία από τις περιπτώσεις χρήσης Ο παραπάνω μηχανισμός θα μπορούσε να ενσωματωθεί έτσι ώστε να μπορεί να παρακολουθείται από οικείους ανθρώπους.

- [4].C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Time Difference of Arrival Localization Study for SAR Systems over LoRaWAN”, in 15th International Conference on Future Networks and Communications (FNC 2020), 2020.

Περίληψη: Τα τελευταία χρόνια έχουμε δει μια ταχεία επέκταση στον τομέα των εφαρμογών Internet of Things (IoT). Για περιπτώσεις χρήσης πολλών εφαρμογών, όπως συστήματα παρακολούθησης διάσωσης, το πρόβλημα εντοπισμού (δηλαδή προσδιορισμός της φυσικής θέσης των κόμβων) είναι

κρίσιμο. Αυτό το έγγραφο μελετά και αξιολογεί τη χρήση μαθηματικού μοντέλου αλγορίθμων πολλαπλών επιπέδων χρησιμοποιώντας τη χρονική διαφορά άφιξης (TDoA) ως λύση για την τοποθέτηση σε δίκτυο ευρείας εμβέλειας (LoRaWAN). Η έρευνα πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας προσομοιώσεις στην Python διαμορφώνοντας τις σταθερές θέσεις των Gateways μέσα σε έναν εξωτερικό χώρο. Οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι μπορούν να ενσωματωθούν στην εφαρμογή για την παρακολούθηση ατόμων ανά πάσα στιγμή και ιδιαίτερα τη δρομολόγηση ατόμων από ευάλωτες ομάδες. Μέσω της πολυεπιπεραίωσης και της πρόβλεψης του αλγορίθμου, μπορούμε να έχουμε ακρίβεια 40-60m στη θέση τοποθεσίας ιδανική για περιπτώσεις χρήσης αναζήτησης και διάσωσης.

- [5].C. Bouras, Gkamas, A., Katsampiris, S., and Papachristos, N., “Spreading Factor Selection Mechanism for Transmission over LoRa Networks”, in 28th International Conference on Telecommunications (ICT 2021), June 1 - 3, 2021, London, UK , 2021, pp. 344-353.

Περίληψη: Αυτή η εργασία παρουσιάζει έναν μηχανισμό για την πρόβλεψη του παράγοντα διάδοσης (SF) στα δίκτυα LoRa για βελτιστοποιημένες μεταδόσεις δεδομένων. Ο προτεινόμενος μηχανισμός βασίζεται σε αλγόριθμους Machine Learning (ML) και ειχώνει την τιμή SF του κόμβου με βάση προηγούμενα δεδομένα μετάδοσης. Αυτό το έγγραφο εξετάζει τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις για την επιλογή του SF κατά τη μετάδοση LoRa α) Τυχαία ειχώρηση SF β) Προσαρμοζόμενος ρυθμός δεδομένων (ADR) και γ) Επιλογή SF με βάση το ML. Ο κύριος στόχος είναι η μελέτη και ο καθορισμός της πιο αποτελεσματικής προσέγγισης, καθώς και η διερεύνηση της εκμετάλλευσης των τεχνικών ML στο πλαίσιο των δικτύων LoRa. Δημιουργήσαμε μια απλή βιβλιοθήκη βασισμένη σε βιβλιοθήκες ML, όπως το Scikit Learn, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί με τον προσομοιωτή LoRa με βάση το FLoRa και OMNeT ++. Με τη χρήση αυτής της βιβλιοθήκης, είναι δυνατό να προβλεφθεί το SF του κόμβου χρησιμοποιώντας τεχνικές ML. Δοκιμάστηκαν δύο αλγόριθμοι ταξινόμησης, ο ταξινομητής k Nearest Neighbours (k-NN) και Naïve Bayes. Τέλος, συγκρίναμε τους μηχανισμούς ML με δύο παραλλαγές του μηχανισμού ADR. Η απόδοση των προσεγγίσεων αξιολογείται για διαφορετικά σενάρια, χρησιμοποιώντας το λόγο παροχής και τις μετρήσεις κατανάλωσης ενέργειας.

- [6].C. Bouras, Gkamas, A., Katsampiris, S., and Papachristos, N., “Spreading Factor Analysis for LoRa networks: A supervised learning approach”, in 9th World Conference on Information Systems and Technologies (WorldCIST’21), March 30 - 31 and 1-2 April 1 - 2, 2021, Azores, Portugal, 2021.

Περίληψη: Σήμερα, το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) έχει εισαχθεί στη ζωή μας, δίνοντας μια ποικιλία λύσεων και εφαρμογών. Οι κρίσιμες απαιτήσεις για τα όργανα που συνδέονται με το IoT είναι η μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας, η μεγάλη κάλυψη και το χαμηλό κόστος κατάργησης. Ορισμένες εφαρμογές απαιτούν τη μετάδοση δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις, έτσι εμφανίστηκαν δίκτυα ευρείας περιοχής χαμηλής ισχύος (LPWAN), με το LoRa να είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς παίχτες της αγοράς. Προκειμένου να βελτιωθεί η κατανάλωση ενέργειας και τα προβλήματα συνδεσιμότητας, η μηχανική μάθηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε δίκτυα LoRa. Σε αυτό το έγγραφο, σκοπεύουμε να βελτιώσουμε την κατανάλωση ενέργειας των τελικών κόμβων χρησιμοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης. Για το λόγο αυτό, παρουσιάζουμε μια σύγκριση αλγορίθμων ταξινόμησης, συγκεκριμένα, των k-NN, των Naïve Bayes και Support Vector Machines (SVM), για την υπογραφή ως παράγοντα διασποράς (SF) στα δίκτυα LoRa. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης δείχνουν ότι, τόσο η ενεργειακή απόδοση όσο και η αξιοπιστία στις επικοινωνίες IoT θα μπορούσαν να βελτιωθούν σημαντικά χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη προσέγγιση μάθησης. Αυτά τα πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα, τα οποία επιτυγχάνονται με τη χρήση ελαφριάς μάθησης, καθιστούν τη λύση μας ευνοϊκή σε πολλές εφαρμογές IoT χαμηλού κόστους χαμηλής ισχύος.

- [7].C. Bouras, Gkamas, A., Kokkinos, V., and Papachristos, N., “Real - Time Geolocation Approach through LoRa on Internet of Things”, in The 35th International Conference on Information Networking (ICOIN 2021), January 13 - 16, 2021, Jesu Island, 2021, pp. 186-191.

Περίληψη: Το Internet of Things (IoT) και οι ασύρματες τεχνολογίες όπως το LoRa έφεραν περισσότερες ευκαιρίες για ανάπτυξη εφαρμογών σε πληθώρα διαφορετικών τομέων. Ένα από αυτά είναι η εκτίμηση θέσης αντικειμένων και ατόμων σε πραγματικό χρόνο. Σε αυτή τη μελέτη, εστιάζουμε στην παρακολούθηση της τοποθεσίας του χρήστη μέσω μιας φορητής συσκευής IoT με δυνατότητα σύνδεσης LoRa. Το έγγραφο παρουσιάζει την ανάπτυξη και ενσωμάτωση ενός οικοσυστήματος IoT (Hardware and Software) το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περιπτώσεις αναζήτησης και διάσωσης (SAR). Το

προτεινόμενο οικοσύστημα IoT αξιολογείται και αναπτύσσεται σε πραγματικά σενάρια με καθιερωμένες πύλες. Στη συνέχεια, συγκρίνουμε τις υπάρχουσες μεθόδους εκτίμησης τοποθεσίας ως προς το πρόβλημα εξασθένησης, το κόστος και τη λειτουργία, καθώς και για να καταλήξουμε στην καταλληλότερη λύση που μπορεί να ενσωματωθεί σε περιβάλλοντα LoRaWAN. Τέλος, περιγράφονται τα συμπεράσματα αυτής της εργασίας και οι βελτιώσεις για πιθανές μελλοντικές δραστηριότητες.

Δημοσιεύσεις εκτός διδακτορικής διατριβής

Κεφάλαια

- [1]. Bouras C., Kapoulas V., Kokkinos, V., Leonardos D., Pipilas C and Papachristos, N., “Extension to Middleware for IoT Devices, with Applications in Smart Cities”, In: Longo A. et al. (eds) Cloud Infrastructures, Services, and IoT Systems for Smart Cities. , (2018) IISSC 2017, CN4IoT 2017

Περίληψη: Η Αυτή η εργασία προτείνει επεκτάσεις του Wubby (πλατφόρμα λογισμικού για συσκευές IoT, τεχνολογία που αναπτύχθηκε από την Econais A.E.) για την υποστήριξη ασύρματων μονάδων για κινητά δίκτυα (4 G / LTE-A και υποστήριξη των επικείμενων 5 G). Η προτεινόμενη επέκταση εκμεταλλεύεται τη χρήση τέτοιων μονάδων (modules), καθώς επιτρέπει τον εύκολο προγραμματισμό και την επαναχρησιμοποίηση του υπάρχοντος κώδικα. Προσθέτει έτσι στη συνέχεια ένα στρώμα συμβατότητας στις διάφορες ενότητες, καθώς αποτελεί ένα κοινό σύνολο κατηγοριών για τις ασύρματες μονάδες. Το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να υποστηρίξει δικτυώσεις μιας ποικιλίας εφαρμογών και συσκευών IoT, συμπεριλαμβανομένων εφαρμογών για Smart Cities, χρησιμοποιώντας μια ποικιλία συσκευών IoT. Αυτό το έργο υποδηλώνει μια περίπτωση που επικεντρώνεται στην παρακολούθηση της ποιότητας του αέρα σε smart cities.

Περιοδικά

- [1]. Baumann K., Bouras C., Kokkinos, V., and Papachristos, N. and Stamos K. , “WiFiMon app measuring Wi-Fi performance as experienced by end-users”, International Journal of Wireless Networks and Broadband Technologies (IJWNBT), IGI Global, vol. 8, no. 1, pp. 1-18, 2019.

Περίληψη: Η μέτρηση της ποιότητας του δικτύου ενός ασύρματου δικτύου όπως βιώνουν οι τελικοί χρήστες είναι αρκετά δύσκολη, καθώς δεν υπάρχει ούτε ένα διαθέσιμο εργαλείο που μπορεί να καταγράψει μετρήσεις σε όλες τις πλευρές του συστήματος. Η προσέγγιση που παρουσιάζεται σε αυτήν την ερευνητική εργασία βασίζεται στην ανατροφοδότηση των τελικών χρηστών, δίνοντας την ευκαιρία απεικόνισης της απόδοσης του δικτύου σε πραγματικ

χρόνο. Αυτό το άρθρο παρουσιάζει αρχικά μια επισκόπηση του αναπτυγμένο εργαλείο, που ονομάζεται WiFiMon, το οποίο έχει τη δυνατότητα λήψης, καταγραφής μετρήσεων και εξαγωγής στατιστικά στοιχεία για την ποιότητα του δικτύου Wi-Fi, όπως αντιλαμβάνονται οι τελικοί χρήστες. Αρχίζουν ο μετρήσεις από τους τελικούς χρήστες-χωρίς την παρέμβασή τους-αφού επισκεφτούν μια ιστοσελίδα ή χρησιμοποιήσουν μια εφαρμογή για κινητά. Το WiFiMon στοχεύει να δώσει μια σαφή κατανόηση των συνθηκών δικτύου Wi-Fi μετρώντας συγκεκριμένα παραμέτρους του δικτύου, όπως λήψη/μεταφόρτωση, και συσχετίζουν αυτές τις μετρήσεις με αιχτέρωστα δεδομένα από διάφορα αρχεία καταγραφής για τη λήψη πρόσθετων πληροφοριών σχετικά με την απόδοση του συγκεκριμένα σημεία πρόσβασης. Τα αποτελέσματα αποκαλύπτουν τη λειτουργικότητα του προτεινόμενου εργαλείου και την επεκτασιμότητά του.

- [2]. Bouras C., Kanakis, N., Kokkinos, V., and Papachristos, N. and Vouyioukas D., “MCS Selection Exploiting Femtocells Utilization in Multicast Transmissions”, International Journal of Communication Systems, Wiley InterScience, vol. 31, no. 10, 2018.

Περίληψη: Η τεχνολογία Multicast-Broadcast over Single Frequency Network (MBSFN), όπως εισήχθη από την ομάδα Long Term Evolution Advanced (LTE-A), αναμένεται να είναι μέρος των επερχόμενων κυψελωδών συστημάτων που προσφέρουν αποδοτικότητα πόρων στις υπηρεσίες εκπομπής. Η μετάδοση MBSFN είναι κατάλληλη για την εξυπηρέτηση ομάδων πολλαπλής έκδοσης που αναζητούν το ίδιο περιεχόμενο. Επιπλέον, η ταχέως αναδυόμενη τεχνολογία των δικτύων femtocells και η υβριδική τους φύση μπορούν να οδηγήσουν σε αποτελεσματική κατανομή πόρων μεταξύ μη εγγεγραμμένων χρηστών όταν βρίσκονται μέσα στην κάλυψή τους. Το επίκεντρο αυτού του χειρογράφου είναι διπλό. Πρώτον, επικοινωνήσαμε με πειράματα προσομοίωσης για να συγκρίνουμε τη μετάδοση MBSFN με την παραδοσιακή μετάδοση PTP για διάφορες διανομές femtocell και αλλαγές τοπολογίας δικτύου. δεύτερον, προτείνεται ένας νέος μηχανισμός μετάδοσης πολλαπλών εκπομπών από μη εγγεγραμμένους χρήστες που εκμεταλλεύονται πόρους femtocells για υπηρεσίες μετάδοσης, χωρίς να περιορίζουν τις απαιτήσεις δεδομένων των χρηστών. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης οδηγούν σε σημαντική απόδοση του συστήματος όσον αφορά τη μέση απόδοση, τη συνολική χωρητικότητα και την κατανάλωση ενέργειας.

Συνέδρια

- [1]. Bouras C., Kanakis, N., Kokkinos, V., and Papachristos, N. and Vouyioukas D., “Utilization of hybrid access femtocells during multicast transmissions in mobile networks”, in 2016 European Conference on Networks and Communications (EuCNC), Athens, 2016, pp. 190-194

Περίληψη: Τα femtocells ενισχύουν την εσωτερική κάλυψη των υπηρεσιών κινητής τηλεφωνίας χρησιμοποιώντας τη ευρυζωνική σύνδεση του κάθε χρήστη. Αρχικά είχαν σχεδιαστεί για να εξυπηρετούν έναν αριθμό εγγεγραμμένων συσκευών χρηστών εντός της εμβέλειάς τους. Αυτός ο σχεδιασμός ωστόσο οδήγησε σε μη σωστή χρήση των πόρων των femtocells και ταυτόχρονα σε υψηλά επίπεδα παρεμβολών για τους μη εγγεγραμμένους χρήστες. Σήμερα, τα femtocells μπορούν να υποστηρίξουν μεταδόσεις πολυεκπομπής, ενώ η υβριδική λειτουργία τους επιτρέπει στους μη εγγεγραμμένους χρήστες να χρησιμοποιήσουν ένα μέρος των πόρων τους. Στο συγκεκριμένο paper προτείνουμε ένα νέο μηχανισμό που βασίζεται στην επιλογή του κατάλληλου μηχανισμού για μετάδοση δεδομένων. Ο μηχανισμός επιτρέπει στους μη εγγεγραμμένους χρήστες να χρησιμοποιήσουν ένα μέρος των πόρων του femtocells για εκπομπές πολυεκπομπής όταν βρίσκονται εντός της κάλυψής τους, χωρίς να επηρεάζεται η ποιότητα υπηρεσίας των υπόλοιπων χρηστών. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι, ανάλογα με το τμήμα των πόρων του femtocells που διατίθενται σε μη εγγεγραμμένους χρήστες, ο μηχανισμός μπορεί να αυξήσει σημαντικά τη μέση απόδοση του χρήστη.

- [2]. Bouras C., Kanakis, N., Kokkinos, V., and Papachristos, N. and Vouyioukas D., “Comparison of Point to Point and MBSFN transmissions in Next Generation Mobile Networks”, In Proceedings of the 14th ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access (MobiWac '16). ACM, New York, NY, USA, 2016, 169-172

Περίληψη: Τα H Multicast / Broadcast Multicast Service over Single Frequency Network (MBSFN) έχει εισαγάγει προηγμένες δυνατότητες εκπομπής σε κυψελοειδή συστήματα. Στα συστήματα Long Term Evolution Advanced (LTE-A), η μετάδοση MBSFN δημιουργεί ομάδες πολυεκπομπής σε αναζήτηση ιδίων δεδομένων. Σε αυτή την εργασία συγκρίνουμε την παραδοσιακή επικοινωνία σημείου προς σημείο (PTP) με τις υπηρεσίες MBSFN μέσω πειραμάτων προσομοίωσης για διάφορες διανομές femtocell και διαμορφώσεις δικτύου. Η σύγκριση λαμβάνει υπόψη τη μέση απόδοση, το

γενικό κόστος μετάδοσης, την κατανάλωση ενέργειας και την αύξηση της χωρητικότητας, καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι το MBSFN μέσω της μετάδοσης πολυεικομπής μπορεί να εγγυηθεί τη βελτίωση της απόδοσης ακόμη και για τους χρήστες στα όρια των κυψελών.

- [3]. Baumann K., Bouras C., Kokkinos, V., and Papachristos, N. and Stamos K. , “WiFiMon app measuring Wi-Fi performance as experienced by end-users”, In Proceedings of the 14th ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access (MobiWac '16). ACM, New York, NY, USA, 2016, 169-172

Περίληψη: Η μέτρηση της ποιότητας και της αποτελεσματικότητας ενός ασύρματου δικτύου Wi-Fi είναι ιδιαίτερα δύσκολη, καθώς δεν υπάρχει εργαλείο που να μπορεί να καταγράψει μετρήσεις από όλες τις πλευρές του συστήματος, δηλαδή από το σημείο πρόσβασης και τον τελικό χρήστη. Τα υπάρχοντα εργαλεία είναι σε θέση να παρακολουθούν τη συνολική ποιότητα του ασύρματου δικτύου, παρόλο που δεν μπορούν να καθορίσουν τον τρόπο με τον οποίο οι τελικοί χρήστες βιώνουν την ποιότητα του Wi-Fi σε ένα συγκεκριμένο τμήμα του δικτύου σε μια δεδομένη στιγμή. Στην παρούσα εργασία παρουσιάζουμε ένα νέο εργαλείο, το οποίο ονομάζεται WiFiMon, το οποίο επιτρέπει τη μέτρηση, την καταγραφή και την εξαγωγή στατιστικών στοιχείων σχετικά με την ποιότητα ενός δικτύου Wi-Fi όπως τη βιώνουν οι τελικοί χρήστες. Οι μετρήσεις ενεργοποιούνται από τους τελικούς χρήστες όταν επισκέπτονται ιστότοπους με δυνατότητα WiFiMon ή / τρέχοντας κινητές εφαρμογές με δυνατότητα WiFiMon και καταγράφονται χωρίς την παρέμβαση των χρηστών. Κύριος στόχος του WiFiMon είναι να δώσει στους παρόχους δικτύων μια καλύτερη επισκόπηση του τρόπου με τον οποίο οι τελικοί χρήστες βιώνουν τις συνθήκες του δικτύου Wi-Fi.

Appendix A: Κώδικας

Τμήμα Κώδικα 1 «Python Implementation για εντοπισμό θέσης»

```
#Trilateration formulas to return intersection point of three circles

def trackIoTearable(x1,y1,r1,x2,y2,r2,x3,y3,r3):
    A = 2*x2 - 2*x1
    B = 2*y2 - 2*y1
    C = r1**2 - r2**2 - x1**2 + x2**2 - y1**2 + y2**2
    D = 2*x3 - 2*x2
    E = 2*y3 - 2*y2
    F = r2**2 - r3**2 - x2**2 + x3**2 - y2**2 + y3**2
    x = (C*E - F*B) / (E*A - B*D)
    y = (C*D - A*F) / (B*D - A*E)
    return x,y

#Generate and represent data to be used by the trilateration algorithm

x1 = randint(-150,-80)
y1 = randint(-150,150)
x2 = randint(80,150)
y2 = randint(20,150)
x3 = randint(80,150)
y3 = randint(-150,-20)
x = randint(-60,60)
y = randint(-60,60)
r1 = ((x-x1)**2 + (y-y1)**2)**0.5
r2 = ((x-x2)**2 + (y-y2)**2)**0.5
r3 = ((x-x3)**2 + (y-y3)**2)**0.5

x,y = trackIoTearable(x1,y1,r1,x2,y2,r2,x3,y3,r3)

#Output IoT location - coordinates
print(x,y)
```

Τμήμα Κώδικα 2 «Python Implementation NanoGateway»

```
def start(self):
    """
    Starts the LoRaWAN nano gateway.
    """

    self._log('Starting LoRaWAN nano gateway with id: {}'.format(self.id))

    # setup WiFi as a station and connect
    self.wlan = WLAN(mode=WLAN.STA)
    self._connect_to_wifi()

    # get a time sync
    self._log('Syncing time with {} ...'.format(self.ntp_server))
    self.rtc.ntp_sync(self.ntp_server, update_period=self.ntp_period)
    while not self.rtc.synced():
        utime.sleep_ms(50)
    self._log("RTC NTP sync complete")

    # get the server IP and create an UDP socket
    self.server_ip = usocket.getaddrinfo(self.server, self.port)[0][-1]
    self._log('Opening UDP socket to {} ({}), port {}...'.format(self.server,
self.server_ip[0], self.server_ip[1]))
    self.sock = usocket.socket(usocket.AF_INET, usocket.SOCK_DGRAM,
usocket.IPPROTO_UDP)
    self.sock.setsockopt(usocket.SOL_SOCKET, usocket.SO_REUSEADDR, 1)
    self.sock.setblocking(False)

    # push the first time immediatelly
    self._push_data(self._make_stat_packet())

    # create the alarms
    self.stat_alarm = Timer.Alarm(handler=lambda t:
self._push_data(self._make_stat_packet()), s=60, periodic=True)
```

```
self.pull_alarm = Timer.Alarm(handler=lambda u: self._pull_data(), s=25,
periodic=True)

# start the UDP receive thread
self.udp_stop = False
_thread.start_new_thread(self._udp_thread, ())

# initialize the LoRa radio in LORA mode
self._log('Setting up the LoRa radio at {} Mhz using {}',
self._freq_to_float(self.frequency), self.datarate)
self.lora = LoRa(
    mode=LoRa.LORA,
    frequency=self.frequency,
    bandwidth=self.bw,
    sf=self.sf,
    preamble=8,
    coding_rate=LoRa.CODING_4_5,
    tx_iq=True
)

# create a raw LoRa socket
self.lora_sock = usocket.socket(usocket.AF_LORA, usocket.SOCK_RAW)
self.lora_sock.setblocking(False)
self.lora_tx_done = False

self.lora.callback(trigger=(LoRa.RX_PACKET_EVENT |
LoRa.TX_PACKET_EVENT), handler=self._lora_cb)
self._log('LoRaWAN nano gateway online')
```


Τμήμα Κώδικα 3 «Python Implementation End-node»

```
""" OTAA Node example compatible with the LoPy Nano Gateway """

from network import LoRa
import socket
import binascii
import struct
import time
import config

# initialize LoRa in LORAWAN mode.
# Please pick the region that matches where you are using the device:
# Asia = LoRa.AS923
# Australia = LoRa.AU915
# Europe = LoRa.EU868
# United States = LoRa.US915
lora = LoRa(mode=LoRa.LORAWAN, region=LoRa.EU868)

# create an OTA authentication params
dev_eui = binascii.unhexlify('AABBCCDDEEFF7778')
app_eui = binascii.unhexlify('70B3D57ED0015606')
app_key = binascii.unhexlify('126B742D9CDC61252E1E03370CE56726')

# set the 3 default channels to the same frequency (must be before sending the
OTA join request)
lora.add_channel(0, frequency=config.LORA_FREQUENCY, dr_min=0,
dr_max=5)
lora.add_channel(1, frequency=config.LORA_FREQUENCY, dr_min=0,
dr_max=5)
lora.add_channel(2, frequency=config.LORA_FREQUENCY, dr_min=0,
dr_max=5)

# join a network using OTAA
```

```
lora.join(activation=LoRa.OTAA, auth=(dev_eui, app_eui, app_key), timeout=0,
dr=config.LORA_NODE_DR)
```

```
# wait until the module has joined the network
```

```
while not lora.has_joined():
```

```
    time.sleep(2.5)
```

```
    print('Not joined yet...')
```

```
# remove all the non-default channels
```

```
for i in range(3, 16):
```

```
    lora.remove_channel(i)
```

```
# create a LoRa socket
```

```
s = socket.socket(socket.AF_LORA, socket.SOCK_RAW)
```

```
# set the LoRaWAN data rate
```

```
s.setsockopt(socket.SOL_LORA, socket.SO_DR, config.LORA_NODE_DR)
```

```
# make the socket non-blocking
```

```
s.setblocking(False)
```

```
time.sleep(5.0)
```

```
for i in range (200):
```

```
    payload = b'Nikolas'
```

```
    print('Sending:', payload)
```

```
    s.send(payload)
```

```
    time.sleep(4)
```

```
    rx, port = s.recvfrom(256)
```

```
    if rx:
```

```
        print('Received: {}, on port: {}'.format(rx, port))
```

```
    time.sleep(6)
```


Βιβλιογραφία- Αναφορές

- [1].S. Bhardwaj and A. Kole, "Review and study of internet of things: It's the future," 2016 International Conference on Intelligent Control Power and Instrumentation (ICICPI), 2016, pp. 47-50, doi: 10.1109/ICICPI.2016.7859671.
- [2].Search and Rescue (SAR) https://ec.europa.eu/home-affairs/pages/glossary/search-and-rescue-sar-operation_en
- [3].Z. Yuan, J. Jin, L. Sun, K. Chin and G. Muntean, "Ultra-Reliable IoT Communications with UAVs: A Swarm Use Case," in IEEE Communications Magazine, vol. 56, no. 12, pp. 90-96, December 2018. doi:10.1109/MCOM.2018.1800161
- [4].A. Mdhaffar, T. Chaari, K. Larbi, M. Jmaiel and B. Freisleben, "IoT-based health monitoring via LoRaWAN," IEEE EUROCON 2017 -17th International Conference on Smart Technologies, Ohrid, 2017, pp. 519-524.
- [5].M. T. Buyukkasklar, M. A. Erturk, M. A. Aydin and L. Vollero, "LoRaWAN as an e-Health Communication Technology," 2017 IEEE 41st Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC), Turin, 2017, pp. 310-313.
- [6].P. A. Catherwood, D. Steele, M. Little, S. McComb and J. McLaughlin, "A Community-Based IoT Personalized Wireless Healthcare Solution Trial," in IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine, vol. 6, pp. 1-13, 2018, Art no. 2800313
- [7].S. Liu, S. Liu, W. Cai, S. Pujol, R. Kikinis and D. Feng, "Early diagnosis of Alzheimer's disease with deep learning," 2014 IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 2014, pp. 1015-1018, doi: 10.1109/ISBI.2014.6868045.
- [8].M. A. Rowe and V. Bennett, "A look at deaths occurring in persons with dementia lost in the community," Am J Alzheimers Dis Other Demen, vol. 18, no. 6, pp. 343-348, Nov. 2003, doi: 10.1177/153331750301800612.
- [9].N. Ali et al., "Risk assessment of wandering behavior in mild dementia: Risk factors of wandering behavior," Int J Geriatr Psychiatry, vol. 31, no. 4, pp. 367-374, Apr. 2016, doi: 10.1002/gps.4336.
- [10]. C. Anderson et al., "Occurrence and Family Impact of Elopement in Children With Autism Spectrum Disorders," PEDIATRICS, vol. 130, no. 5, pp. 870-877, Nov. 2012, doi: 10.1542/peds.2012-0762.

- [11]. L. McLaughlin, E. Rapoport, S. A. Keim, and A. Adesman, "Wandering by Children with Autism Spectrum Disorders: Impact of Electronic Tracking Devices on Elopement Behavior and Quality of Life," *J Dev Behav Pediatr*, vol. 41, no. 7, pp. 513–521, Sep. 2020, doi: 10.1097/DBP.0000000000000817.
- [12]. B. Soule', B. Lefe'vre, E. Boutroy, V. Reynier, F. Roux and J. Corneloup, *Accidentology of Mountain Sports: Situation Review & Diagnosis*, Crolles, France, 2014.
- [13]. A. L. Adams et al., "Search Is a Time-Critical Event: When Search and Rescue Missions May Become Futile," *Wilderness & Environmental Medicine*, vol. 18, no. 2, pp. 95–101, Jun. 2007, doi: 10.1580/06-weme-or-035r1.1.
- [14]. U. Raza, P. Kulkarni and M. Sooriyabandara, "Low Power Wide Area Networks: An Overview," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 2, pp. 855-873, Secondquarter 2017, doi: 10.1109/COMST.2017.2652320.
- [15]. A. Lavric, A. I. Petrariu and V. Popa, "SigFox Communication Protocol: The New Era of IoT?," 2019 International Conference on Sensing and Instrumentation in IoT Era (ISSI), 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/ISSI47111.2019.9043727.
- [16]. <https://www.ieee.org/about/>
- [17]. Steven Gorshe; Arvind Raghavan; Thomas Starr; Stefano Galli, "WiFi: IEEE 802.11 Wireless LAN," in *Broadband Access: Wireline and Wireless - Alternatives for Internet Services*, Wiley, 2014, pp.305-321, doi: 10.1002/9781118878774.ch15.
- [18]. J. Kim, A. Deep and C. Hahm, "An improvement of audio transfer QoS over 802.11 WiFi Network environment," *The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014)*, 2014, pp. 1-2, doi: 10.1109/ISCE.2014.6884332.
- [19]. D. K. McCormick, "IEEE Technology Report on Wake-Up Radio: An Application, Market, and Technology Impact Analysis of Low-Power/Low-Latency 802.11 Wireless LAN Interfaces," in *802.11ba Battery Life Improvement: IEEE Technology Report on Wake-Up Radio*, vol., no., pp.1-56, 1 Nov. 2017, doi: 10.1109/IEEESTD.2017.8055459.
- [20]. R. Shukla, H. O. Prakash and R. Phanibhusan, "Application Independent Security for IEEE 802.15.1," 2019 6th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), 2019, pp. 648-653.

- [21]. M. O. Farooq and D. Pesch, "Analyzing LoRa: A use case perspective," 2018 IEEE 4th World Forum on Internet of Things (WF-IoT), 2018, pp. 355-360, doi: 10.1109/WF-IoT.2018.8355224.
- [22]. A. Augustin, J. Yi, T. Clausen and W. M. Townsley, "A Study of LoRa: Long Range and Low Power Networks for the Internet of Things", *Sensors*, vol. 16, no. 9, 2016.
- [23]. Mischa Dohler, Nakamura Takehiro, Osseiran Afif, Monserrat Jose F., Queseth Olaf, Marsch Patrick (Eds.), *5G Mobile and Wireless Communications Technology*, Cambridge University Press (2016), pp. 1-48 (Chapter 1–2)
- [24]. S. Andreev et al., "Understanding the IoT connectivity landscape: a contemporary M2M radio technology roadmap," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, no. 9, September 2015pp. 32-40
- [25]. T. Karunathilake, A. Udugama and A. Förster, "LoRa-DuCy: Duty Cycling for LoRa-Enabled Internet of Things Devices," 2021 Twelfth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2021, pp. 283-288, doi: 10.1109/ICUFN49451.2021.9528805.
- [26]. LoRa Alliance, LPWA Technologies Unlock New IoT Market Potential, Machina Research, Nov, 2015 Available: <https://www.loraalliance.org/portals/0/documents/whitepapers/LoRa-AllianceWhitepaper-LPWA-Technologies.pdf>
- [27]. A. Furtado, J. Pacheco and R. Oliveira, "PHY/MAC Uplink Performance of LoRa Class A Networks," in *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 7, pp. 6528-6538, July 2020, doi: 10.1109/JIOT.2020.2974429.
- [28]. P. S. Cheong, J. Bergs, C. Hawinkel and J. Famaey, "Comparison of LoRaWAN classes and their power consumption," 2017 IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology (SCVT), 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/SCVT.2017.8240313.
- [29]. A. S. Rawat, J. Rajendran, H. Ramiah and A. Rana, "LoRa (Long Range) and LoRaWAN Technology for IoT Applications in COVID-19 Pandemic," 2020 International Conference on Advances in Computing, Communication & Materials (ICACCM), 2020, pp. 419-422, doi: 10.1109/ICACCM50413.2020.9213067.
- [30]. L. H. Trinh, V. X. Bui, F. Ferrero, T. Q. K. Nguyen and M. H. Le, "Signal propagation of LoRa technology using for smart building applications," 2017 IEEE Conference on Antenna Measurements & Applications (CAMA), 2017, pp. 381-384, doi: 10.1109/CAMA.2017.8273458.

- [31]. F. A. R. Mu'amar Wildan, E. A. Z. Hamidi and T. Juhana, "The Design of Application for Smart Home Base on LoRa," 2020 6th International Conference on Wireless and Telematics (ICWT), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICWT50448.2020.9243648.
- [32]. Sagir, S., Kaya, I., Sisman, C., Baltaci, Y., & Unal, S. (2019). Evaluation of Low-Power Long Distance Radio Communication in Urban Areas: LoRa and Impact of Spreading Factor. 2019 Seventh International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC), 68–71. <https://doi.org/10.1109/ICDIPC.2019.872366>
- [33]. Turmudzi, M., Rakhmatsyah, A., & Wardana, A. A. (2019). Analysis of Spreading Factor Variations on LoRa in Rural Areas. 2019 International Conference on ICT for Smart Society (ICISS), 1–4. <https://doi.org/10.1109/ICISS48059.2019.8969846>
- [34]. Zhu, G., Liao, C.-H., Sakdejayont, T., Lai, I.-W., Narusue, Y., & Morikawa, H. (2019). Improving the Capacity of a Mesh LoRa Network by Spreading-Factor-Based Network Clustering. *IEEE Access*, 7, 21584–21596. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2898239>
- [35]. Li, Y., Yang, J., & Wang, J. (2020). DyLoRa: Towards Energy Efficient Dynamic LoRa Transmission Control. *IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications*, 2312–2320. <https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155407>
- [36]. Tehrani, Y. H., Amini, A., & Atarodi, S. M. (2020). A Tree-structured LoRa Network for Energy Efficiency. *IEEE Internet of Things Journal*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3034142>
- [37]. Paul, B. (2020). A Novel Energy-Efficient Routing Scheme for LoRa Networks. *IEEE Sensors Journal*, 20(15), 8858–8866. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2983765>
- [38]. Mukherjee, A., Goswami, P., Yan, Z., Yang, L., & Rodrigues, J. J. P. C. (2019). ADAI and Adaptive PSO-Based Resource Allocation for Wireless Sensor Networks. *IEEE Access*, 7, 131163–131171. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2940821>
- [39]. Zourmand, A., Kun Hing, A. L., Wai Hung, C., & AbdulRehman, M. (2019). Internet of Things (IoT) using LoRa technology. 2019 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems (I2CACIS), 324–330. <https://doi.org/10.1109/I2CACIS.2019.8825008>
- [40]. Bouras, C., Gkamas, A., Katsampiris Salgado, S. A., & Kokkinos, V. (2020). Comparison of LoRa Simulation Environments. In L. Barolli, P. Hellinckx, & T. Enokido (Eds.), *Advances on Broad-Band Wireless Computing, Communication and Applications* (Vol. 97, pp. 374–385).

- Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33506-9_33
- [41]. Daramouskas, I., Kapoulas, V., & Pegiazis, T. (2019a). A survey of methods for location estimation on Low Power Wide Area Networks. 2019 10th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), 1–4. <https://doi.org/10.1109/IISA.2019.8900701>
- [42]. Daramouskas, I., Kapoulas, V., & Paraskevas, M. (2019b). Using Neural Networks for RSSI Location Estimation in LoRa Networks. 2019 10th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), 1–7. <https://doi.org/10.1109/IISA.2019.8900742>
- [43]. Sandoval, R. M., Garcia-Sanchez, A.-J., & Garcia-Haro, J. (2019). Optimizing and Updating LoRa Communication Parameters: A Machine Learning Approach. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 16(3), 884–895. <https://doi.org/10.1109/TNSM.2019.2927759>
- [44]. Yu, Y., Mroueh, L., Li, S., & Terre, M. (2020). Multi-Agent Q-Learning Algorithm for Dynamic Power and Rate Allocation in LoRa Networks. 2020 IEEE 31st Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 1–5. <https://doi.org/10.1109/PIMRC48278.2020.9217291>
- [45]. Cuomo, F., Garlisi, D., Martino, A., & Martino, A. (2020). Predicting LoRaWAN Behavior: How Machine Learning Can Help. *Computers*, 9(3), 60. <https://doi.org/10.3390/computers9030060>
- [46]. Park, G., Lee, W. & Joe, I. (2020). Network resource optimization with reinforcement learning for low power wide area networks. *JWireless Com Network* 2020, 176 (2020).
- [47]. Cui, S., & Joe, I. (2020). Collision prediction for a low power wide area network using deep learning methods. *Journal of Communications and Networks*, 22(3), 205–214. <https://doi.org/10.1109/JCN.2020.000017>
- [48]. Modeling the energy performance of LoRaWAN - Scientific Figure on ResearchGate. Available from: https://www.researchgate.net/figure/LoRaWAN-Medium-Access-Control-MAC-message-format-The-FPort-field-is-present-when_fig4_320435869
- [49]. N. Benkahla, H. Tounsi, Y. Song and M. Frikha, "Enhanced ADR for LoRaWAN networks with mobility," 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC), 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/IWCMC.2019.8766738.
- [50]. A. Mackey and P. Spachos, "LoRa-based Localization System for Emergency Services in GPS-less Environments," *IEEE INFOCOM 2019* -

- IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs), 2019, pp. 939-944, doi: 10.1109/INFOCOMW.2019.8845189.
- [51]. E. Aras, G. S. Ramachandran, P. Lawrence and D. Hughes, "Exploring the Security Vulnerabilities of LoRa," 2017 3rd IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF), 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/CYBConf.2017.7985777.
- [52]. F. Mårilind and I. Butun, "Activation of LoRaWAN End Devices by Using Public Key Cryptography," 2020 4th Cyber Security in Networking Conference (CSNet), 2020, pp. 1-8, doi: 10.1109/CSNet50428.2020.9265530.
- [53]. Y S. M. R. Islam, D. Kwak, M. H. Kabir, M. Hossain, K.- S. Kwak, "The Internet of Things for Health Care: A comprehensive Survey," IEEE Access, vol. 3, no. 6, Jun. 2015.
- [54]. A. Sawand, S. Djahel, Z. Zhang, F. N.-Abdelsalam, "Toward Energy Efficient and Trustworthy eHealth Monitoring System," China Communications, vol. 12, no. 1, pp.46-65, Jan. 2015
- [55]. K.-H. Yeh, "A Secure IoT-based Healthcare System with Body Sensor Networks," IEEE Access, vol. 4, pp. 10288-10299, 2016.
- [56]. P. Gope, and T. Hwang, "BSN-Care: A Secure IoT Based Modern Healthcare System Using Body Sensor Network," IEEE Sensors Journal, vol. 16, no. 5, pp. 1368 – 1376, May 2016
- [57]. Wenjian Yan ; Ke Wang ; Ruifeng Li.(2019) "A Method for Position Estimation of Mobile Robot Based on Data Fusion" Chinese Control And Decision Conference (CCDC): 5568-5572
- [58]. Andrew Mackey and Petros Spachos.(2019) "LoRa-based Localization System for Emergency Services in GPS-less Environments," IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPs): 939-944.
- [59]. Nakai, W., Kawahama, Y., Katsuma, R.: Reducing error of positioning based on unstable RSSI of short range communication. In: 2018 IEEE 32nd International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA), Krakow, pp. 572–578 (2018)
- [60]. Zhou, P., Zhang, Q., Lin, H., Yu, P.: The influence of sampling mode on the accuracy of satellite interference geolocation. In: 2017 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Xiamen, pp. 1–5 (2017)
- [61]. Gustafsson, F.: Geolocation: maps, measurements and methods. In: 9th IET Data Fusion & Target Tracking Conference (DF&TT 2012): Algorithms & Applications, London, pp. 1–48 (2012)

- [62]. Wang, Y., Yang, X., Zhao, Y., Liu, Y., Cuthbert, L.: Bluetooth positioning using RSSI and triangulation methods. In: Proceedings of IEEE Consumer Communications and Networking Conference (CCNC) (2013)
- [63]. Liu, W., Xiong, Y., Zong, X., Siwei, W.: Trilateration positioning optimization algorithm based on minimum generalization error. In: 2018 IEEE 4th International Symposium on Wireless Systems Within the International Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS), Lviv, pp. 154–157 (2018)
- [64]. Monfared S, Delepaut A, van Eeckhaute M, de Doncker P, Horlin F. “Iterative localization method using AoA for IoT sensor networks” 89th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Spring), Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 1-6, 2019
- [65]. N. Vatcharathiansakul, P. Tuwanut and C. Pornavalai, "Experimental performance evaluation of LoRaWAN: A case study in Bangkok," 2017 14th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), 2017, pp. 1-4.
- [66]. F. Wu, C. Rudiger, J.-M. Redout, and M. R. Yuce, "A Wearable Multi-Sensor IoT Network System for Environmental Monitoring," in *Body Nets*. Dalian: EAI, 2017.
- [67]. Bouras, C., Gkamas, A., Salgado, S.A.K., Kokkinos, V.: Comparison of LoRa simulation environments. In: *Lecture Notes in Networks and Systems*, pp. 374–385. Springer (2019)
- [68]. Suresh, V.M., Sidhu, R., Karkare, P., Patil, A., Lei, Z., Basu, A.: Powering the IoT through embedded machine learning and LoRa. In: 2018 IEEE 4th World Forum on Internet of Things (WF-IoT), Singapore, pp. 349–354 (2018)
- [69]. Zhou, L., Wang, L., Ge, X., Shi, Q.: A clustering-based KNN improved algorithm CLKNN for text classification. In: 2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (CAR 2010), Wuhan, pp. 212–215 (2010)
- [70]. Magno, M., Pritz, M., Mayer, P., Benini, L.: DeepEmote: towards multi-layer neural networks in a low power wearable multi-sensors bracelet. In: 7th IEEE International Workshop on Advances in Sensors and Interfaces (IWASI), Vieste, pp. 32–37 (2017)
- [71]. Mahdavinejad, M.S., Rezvan, M., Barekatin, M., Adibi, P., Barnaghi, P., Sheth, A.P.: Machine learning for internet of things data analysis: a survey. *Digit. Commun. Netw.* 4(3), 161–175 (2018)
- [72]. Chang, Y., Huang, T., Huang, N.: A machine learning based smart irrigation system with LoRa P2P networks. In: 20th Asia-Pacific Network

- Operations and Management Symposium (APNOMS), Matsue, pp. 1–4 (2019)
- [73]. Carrino, F., Janka, A., Abou Khaled, O., Mugellini, E.: LoRaLoc: machine learning-based fingerprinting for outdoor geolocation using LoRa. In: 6th Swiss Conference on Data Science (SDS), Bern, Switzerland, pp. 82–86 (2019)
- [74]. Bor, M., Roedig, U.: LoRa transmission parameter selection. In: 13th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS), Ottawa, ON, pp. 27–34 (2017)
- [75]. Ruggeri, M., Graziosi, F., Santucci, F.: Modeling of packet cellular networks with log-normal shadowing. In: Proceedings of PIMRC 1996 - 7th International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Communications, Taipei, Taiwan, pp. 296–300 (1996)
- [76]. Croce, D., Gucciardo, M., Mangione, S., Santaromita, G., Tinnirello, I.: LoRa technology demystified: from link behavior to cell-level performance. *IEEE Trans. Wirel. Commun.* 19(2), 822–834 (2020)
- [77]. S. S. Vedaiei et al., "COVID-SAFE: An IoT-Based System for Automated Health Monitoring and Surveillance in Post-Pandemic Life," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 188538-188551, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3030194.
- [78]. Routray, S. K., & Mohanty, S. (Eds.). (2021). Principles and Applications of Narrowband Internet of Things (NB-IoT): IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-4775-5>
- [79]. Buurman, B., Kamruzzaman, J., Karmakar, G., & Islam, S. (2020). Low-Power Wide-Area Networks: Design Goals, Architecture, Suitability to Use Cases and Research Challenges. *IEEE Access*, 8, 17179–17220. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2968057>
- [80]. Adelantado, F., Vilajosana, X., Tuset-Peiro, P., Martinez, B., Melia-Segui, J., & Watteyne, T. (2017). Understanding the Limits of LoRaWAN. *IEEE Communications Magazine*, 55(9), 34–40. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600613>
- [81]. Zhu, G., Liao, C.-H., Sakdejayont, T., Lai, I.-W., Narusue, Y., & Morikawa, H. (2019). Improving the Capacity of a Mesh LoRa Network by Spreading-Factor-Based Network Clustering. *IEEE Access*, 7, 21584–21596.
- [82]. Sagir, S., Kaya, I., Sisman, C., Baltaci, Y., & Unal, S. (2019). Evaluation of Low-Power Long Distance Radio Communication in Urban Areas: LoRa and Impact of Spreading Factor. 2019 Seventh International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC), 68–71. <https://doi.org/10.1109/ICDIPC.2019.872366>

- [83]. F. Cuomo, M. Campo, A. Caponi, G. Bianchi, G. Rossini and P. Pisani, "EXPLoRa: Extending the performance of LoRa by suitable spreading factor allocations," 2017 IEEE 13th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), Rome, 2017, pp. 1-8.
- [84]. K. H. Phung, H. Tran, Q. Nguyen, T. T. Huong and T. L. Nguyen, "Analysis and assessment of LoRaWAN," 2018 2nd International Conference on Recent Advances in Signal Processing, Telecommunications & Computing (SigTelCom), Ho Chi Minh City, 2018, pp. 241-246.
- [85]. Sağır, S., Kaya, İ., Şişman, C., Baltacı, Y., Ünal, S.: Evaluation of low-power long distance radio communication in urban areas: LoRa and impact of spreading factor. In: 2019 Seventh International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC), Trabzon, Turkey, pp. 68–71 (2019).
- [86]. G. Tanganelli, C. Vallati and E. Mingozzi, "CoAPthon: Easy development of CoAP-based IoT applications with Python," 2015 IEEE 2nd World Forum on Internet of Things (WF-IoT), Milan, pp. 63-68, 2015.
- [87]. A. Lavric and A. I. Petrariu, "LoRaWAN communication protocol: The new era of IoT," 2018 International Conference on Development and Application Systems (DAS), Suceava, 2018, pp. 74-77.
- [88]. J. Joshi, P. Medikonda, R. S. Raja and D. Das, "Subgigahertz technologies based fast message delivery in VANETs," 2017 IEEE 15th Student Conference on Research and Development (SCORED), Putrajaya, pp. 269-274, 2017.
- [89]. Zhu Guo-hui and Wang Yang.(2018) "An approximately efficient estimator for moving source localization using multiple-time TDOA measurements," 14th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP):934-938.
- [90]. Ralph Schmidt. (1972) "A new approach to geometry of range difference location," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst. (8):821–835.
- [91]. Bardia Alavi and Kaveh Pahlavan.(2006) "Modeling of the TOA-based distance measurement error using UWB indoor radio measurements," IEEE Communications Letters, 10 (4): 275-277.
- [92]. F. Wu, C. Rudiger, J.-M. Redout, and M. R. Yuce, "A Wearable Multi-Sensor IoT Network System for Environmental Monitoring," in Body Nets\ . Dalian: EAI, 2017.
- [93]. F. Wu, C. Rüdiger, J. Redouté and M. R. Yuce, "WESafe: A wearable IoT sensor node for safety applications via LoRa," 2018 IEEE 4th World Forum on Internet of Things (WF-IoT), Singapore, 2018, pp. 144-148.

- [94]. O. Sadio, I. Ngom and C. Lishou, "Lightweight Security Scheme for MQTT/MQTT-SN Protocol," 2019 Sixth International Conference on Internet of Things: Systems, Management and Security (IOTSMS), Granada, Spain, 2019, pp. 119-123.
- [95]. Bor, M.C., Roedig, U., Voigt, T., Alonso, J.M.: Do LoRa low-power wide-area networks scale. In: Proceedings of the 19th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems - MSWiM 2016 (2016).
- [96]. Petajajarvi, J., Mikhaylov, K., Roivainen, A., Hanninen, T., Pettissalo, M.: On the coverage of LPWANs: range evaluation and channel attenuation model for LoRa technology. In: 14th International Conference on ITS Telecommunications (ITST), Copenhagen, pp. 55–59 (2015)
- [97]. Slabicki, M., Premsankar, G., & Di Francesco, M. (2018). Adaptive configuration of lora networks for dense IoT deployments. NOMS 2018 - 2018 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium, 1–9. <https://doi.org/10.1109/NOMS.2018.8406255>
- [98]. Yatagan, T., & Oktug, S. (2019). Smart Spreading Factor Assignment for LoRaWANs. 2019 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 1–7. <https://doi.org/10.1109/ISCC47284.2019.8969608>

