



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΑΤΡΩΝ  
UNIVERSITY OF PATRAS

Πολυτεχνική Σχολή  
Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Διπλωματική Εργασία

---

# Μελέτη Μηχανικής Μάθησης για Δίκτυα LoRa

---

Τσάφος Εμμανουήλ  
Α.Μ. 1041622

Επιβλέπων  
Χρήστος Ι. Μπούρας

Μέλη Επιτροπής Αξιολόγησης  
Χ.Μπούρας  
Γ.Γαροφαλάκης  
Ε. Παπαιωάννου

Πάτρα, 2021



© Copyright συγγραφέας Τσάφος Εμμανουήλ, 2021

© Copyright θέματος Χρήστος Ι. Μπούρας

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.



*Στη Σοφία, τη Βεατρίκη και τη Κατερίνα  
Χωρίς τη βοήθεια σας δεν θα τα είχα καταφέρει  
Ευχαριστώ για όλα*

## Πρόλογος

Ο άνθρωπος πάντα είχε την ανάγκη της κοινωνίας και επικοινωνίας, αυτή η ανάγκη τον ώθησε να δημιουργήσει μια πληθώρα διαφορετικών μηχανισμών για επικοινωνία μεταξύ ατόμων και κοινοτήτων με τη χρήση δικτύων για τη μεταφορά αυτών των μηνυμάτων. Στη σημερινή κοινωνία τα δίκτυα αποτελούν ένα από το πιο σημαντικά θεμελιώδη στοιχεία του ανθρώπινου είδους, και με τους ραγδαίους ρυθμούς ανάπτυξης που έχουν εμφανιστεί, οι τομείς αυτοματοποίησης και έξυπνων υπηρεσιών σύντομα θα αποτελέσουν ισοδύναμη θεμελιώδες βάση για τη κοινωνία του μέλλοντος. Ιστορικά έχει παρατηρηθεί πως οι χώρες με τη πιο “έξυπνη” βιομηχανία ήταν πάντα μπροστά στον ανταγωνισμό, σε αντίθεση με άλλες χώρες που υιοθέτησαν την εξέλιξη πιο αργά ή και καθόλου όπως έγινε σε κάθε βιομηχανική επανάσταση ως τώρα. Αυτό το φαινόμενο έχει γίνει πλέον αντιληπτό και ο “αγώνας” για τη νέα μέθοδο εκθετικής αύξησης παραγωγικότητας είναι πιο έντονος από ποτέ. Η τεχνολογία του Internet of Things έχει εκτιμηθεί πως θα έχει 41 δισεκατομμύρια ενεργές συσκευές μέχρι το 2025, με οικονομική επιρροή μεταξύ 4 και 11 τρισεκατομμυρίων πριν το 2025, με εταιρίες να έχουν επενδύσει τουλάχιστον 1,1 τρισεκατομμύρια ως το 2023. Περισσότερο από το 80% των βιομηχανικών κατασκευαστών, από το 90% των μεταπωλητών και καταστημάτων καθώς και από 60% των αμερικανικών πόλεων έχουν ήδη ξεκινήσει ή σκοπεύουν να ξεκινήσουν τη χρήση των IoT συσκευών στις λειτουργίες τους[1]. Όλες αυτές οι συσκευές πρέπει να είναι συνδεδεμένες με τα δίκτυα των οργανισμών που εξυπηρετούν, υπάρχουν πολλές διαφορετικές συνθήκες που καθιστούν τη χρήση των συνηθισμένων τεχνολογιών όπως 5G, WiFi και bluetooth μη εφικτές. Για να μπορέσει να καλυφθεί το κενό στο φάσμα των δυνατοτήτων που άφησαν οι αναφερόμενες τεχνολογίες, αναπτύχθηκε ένα νέο πρωτόκολλο δικτύων, το LoRa.

## Περίληψη

Τα δίκτυα για το οικοσύστημα του IoT αποτελούνται από μία πληθώρα διαφορετικών συσκευών με διαφορετικές λειτουργικές ικανότητες, απαιτήσεις που αντιμετωπίζουν ένα μεγάλο φάσμα περιβαλλοντικών και τεχνικών δυσκολιών. Ειδικότερα με τον εκτυγχρονισμό βιομηχανιών και πόλεων, το πλήθος συσκευών που απαρτίζουν ένα δίκτυο αναμένεται να αυξηθεί δραματικά και να εμπλουτισθεί με νέες συσκευές. Αυτή η ραγδαία αύξηση στο αναμενόμενο πλήθος διασυνδεδεμένων συσκευών κάνει επιτακτική τη ανάγκη αποδοτικής διαχείρισης των διαθέσιμων πόρων των δικτύων. Για να είναι εφικτή η ολοκληρωτική ικανοποίηση όλων των συσκευών που βρίσκονται στο οικοσύστημα, πρέπει τόσο η υποδομή τους, όσο και οι τεχνολογίες που αξιοποιούν τα δίκτυα LoRa να μπορούν να ανταποκριθούν στον αναμενόμενο όγκο συσκευών και στις απαιτήσεις τους. Η Μηχανική Μάθηση έχει ήδη αξιοποιηθεί σε πολλούς τομείς και η εφαρμογή της στα δίκτυα χαμηλής συχνότητας αναμένεται να ενισχύσει σημαντικά τις δυνατότητες των δικτύων να μεγιστοποιήσουν τους διαθέσιμους πόρους που έχουν στη διάθεση τους. Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάλυση ενσωμάτωσης τεχνικών Μηχανικής Μάθησης στα δίκτυα LoRa και της παραγωγής μηχανισμών που θα επιτρέπουν την αποδοτικότερη αξιοποίηση των πόρων του δικτύου. Συνδυάζοντας τη Μηχανική Μάθηση με τους υπάρχοντες μηχανισμούς, αναμένουμε τη μεγιστοποίηση αξιοποίησης πόρων που αυτοί οι μηχανισμοί έχουν αλλά και τη περαιτέρω επέκταση της χωρητικότητας των δικτύων.

### Λέξεις Κλειδιά

Δίκτυα, Μηχανική Μάθηση, Δικτυακοί Πόροι, Ταξινόμηση, Μηχανισμοί, Αποδοτικότητα, LoRa, LoRaWAN

## **Abstract**

Networks for the IoT ecosystem consist of a variety of different devices with different operational capabilities and requirements that face a wide range of environmental and technical difficulties. In particular, with the modernization of industries and cities, the number of devices that make up a network is expected to increase dramatically and be enriched with new devices. This rapid increase in the expected number of interconnected devices makes it imperative to efficiently manage the available network resources. In order to be fully satisfied with all the devices in the ecosystem, both their infrastructure and the technologies used by the LoRaWAN networks must be able to meet the expected volume of devices and their requirements. Machine Learning has already been utilized in many areas and its application in low frequency networks is expected to significantly enhance the capabilities of networks to maximize the available resources at their disposal. The aim of this dissertation is the integration of Machine Learning techniques in LoRa networks and the configuring of mechanisms that will allow the most efficient use of network resources. Combining Machine Learning with the existing mechanisms, we expect the maximization of resources that these mechanisms have but also the further expansion of the capacity of the networks.

## **Keywords**

Networks, Machine Learning, Resources, Allocation, Mechanisms, Efficiency, LoRa, LoRaWAN

# Περιεχόμενα

<b>Περιεχόμενα.....</b>	<b><i>i</i></b>
<b>1 .....</b>	<b><i>x</i></b>
<b>Εισαγωγή.....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Στόχοι της Διπλωματικής Εργασίας.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας.....</b>	<b>1</b>
<b>1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας.....</b>	<b>2</b>
<b>2 .....</b>	<b>5</b>
<b>Ιστορική αναδρομή Τεχνολογίας IoT.....</b>	<b>5</b>
<b>2.1 Τι είναι το IoT ;.....</b>	<b>5</b>
2.1.1 Αρχική υιοθέτηση και χρήση και μέλλον .....	6
<b>2.2 Περιορισμοί τεχνολογιών μεταφοράς δεδομένων .....</b>	<b>7</b>
2.2.1 Περιορισμοί WiFi 2,4GHz και 5GHz .....	7
2.2.2 Περιορισμοί Bluetooth .....	7
2.2.3 Περιορισμοί Zigbee .....	7
2.2.4 Περιορισμοί LTE και 5G .....	8
2.2.5 Περιορισμοί Sigfox .....	8
<b>3 .....</b>	<b>10</b>
<b>Ανάλυση τεχνολογίας χαμηλών συχνοτήτων .....</b>	<b>10</b>
<b>3.1 Εισαγωγή.....</b>	<b>10</b>
<b>3.2 Προνόμια από τη χρήση υψηλών συχνοτήτων.....</b>	<b>11</b>
<b>3.3 Ανάλυση τεχνολογίας LoRa .....</b>	<b>12</b>
3.3.1 Τι είναι το LoRa;.....	12
3.3.2 Αρχιτεκτονική δικτύων LoRa .....	13
3.3.3 Χαρακτηριστικά του LoRa.....	14
3.3.4 Περισσότερα χαρακτηριστικά φυσικού επιπέδου LoRa .....	15
3.3.5 Ανάλυση μηνυμάτων LoRa φυσικού επιπέδου .....	16
<b>4 .....</b>	<b>18</b>
<b>Ανάλυση πρωτοκόλλου LoRaWAN.....</b>	<b>18</b>
<b>4.1 Περιγραφή LoRaWAN .....</b>	<b>18</b>
4.1.1 Λειτουργίες του προσθέτει το LoRaWAN στο LoRa .....	20
4.1.2 Εγκατάσταση συσκευής στο δίκτυο .....	23
4.1.3 Ανάλυση των εντολών MAC .....	24
4.1.4 Ανάλυση μηνυμάτων LoRaWAN MAC επιπέδου.....	25
<b>4.2 Ανάλυση προβλημάτων ασφάλειας που αντιμετωπίζει το LoRaWAN.....</b>	<b>27</b>
4.2.1 Οντότητες του δικτύου .....	27

4.2.2	Διανομή κλειδιών .....	28
4.2.3	Εφαρμογή .....	29
4.2.4	Εμπιστοσύνη .....	31
4.2.5	Roaming .....	31
4.2.6	Συμβατότητα .....	32
<b>4.3</b>	<b>Ανάλυση χρονοδιαγράμματος για τη χρήση των LoRaWAN συσκευών.....</b>	<b>33</b>
<b>4.4</b>	<b>Εναλλακτικές επιλογές .....</b>	<b>36</b>
4.4.1	Symphony Link.....	36
4.4.2	NarrowBand IoT.....	39
4.4.3	DASH7 .....	41
<b>4.5</b>	<b>Σπουδαιότητα αντιμετώπισης του throughput problem .....</b>	<b>43</b>
<b>5</b>	<b>.....</b>	<b>45</b>
	<i>Ανάλυση τεχνολογίας μηχανικής μάθησης.....</i>	<i>45</i>
<b>5.1</b>	<b>Εισαγωγή.....</b>	<b>45</b>
<b>5.2</b>	<b>Εισαγωγή στις Μεθόδους Μηχανικής Μάθησης .....</b>	<b>46</b>
5.2.1	Supervised learning .....	46
5.2.2	Unsupervised learning .....	48
5.2.3	Semi-supervised learning .....	50
5.2.4	Reinforced learning .....	51
5.2.5	Multitask Learning .....	51
5.2.6	Ensemble Learning .....	52
5.2.7	Instance Based Learning .....	53
5.2.8	Neural Network Learning .....	54
5.2.9	Deep Learning.....	56
<b>5.3</b>	<b>Χρήσης μηχανικής μάθησης για την επίλυση του throughput problem.....</b>	<b>58</b>
<b>6</b>	<b>.....</b>	<b>59</b>
	<i>To State of the Art των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στο LoRaWAN.....</i>	<i>59</i>
<b>6.1</b>	<b>Ανάλυση ερευνών με σκοπό τη βελτίωση του LoRaWAN .....</b>	<b>59</b>
6.1.1	Ενισχυμένη Μάθηση .....	59
6.1.2	Βαθιά μάθηση .....	60
6.1.3	Νευρωνικό δίκτυο .....	61
6.1.4	Εμφυτευμένη μηχανική μάθηση .....	61
6.1.5	K-means Clustering.....	62
6.1.6	Συμπεράσματα .....	62
<b>6.2</b>	<b>Ανάλυση ερευνών που μηχανική μάθηση και δίκτυα συνεργάζονται.....</b>	<b>63</b>
6.2.1	Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές υγείας στρατιωτών .....	63
6.2.2	Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές διαχείρισης λυμάτων .....	63
6.2.3	Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές διαχείρισης λυμάτων .....	64
6.2.4	Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για πρόβλεψη καιρικών φαινομένων .....	64
6.2.5	Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για σύστημα παρακολούθησης κινήσεων .....	64
<b>6.3</b>	<b>Έρευνες βελτίωσης LoRaWAN που μπορούν να βελτιωθούν με μηχανική μάθηση .....</b>	<b>65</b>
6.3.1	Τεμαχισμός δικτύου .....	65
6.3.2	Βελτιστοποίηση μέσο μαθηματικού μοντέλου .....	66
<b>7</b>	<b>.....</b>	<b>68</b>
	<b>Επίλογος.....</b>	<b>68</b>

<b>7.1</b>	<b>Προτεινόμενες Μελλοντικές πράξεις για τη περαιτέρω βελτίωση των LoRa .....</b>	<b>68</b>
<b>7.2</b>	<b>Τελικές σκέψεις .....</b>	<b>69</b>



## Λίστα Εικόνων

1. Απεικόνιση εμβέλειας σε σχέση με ισχύ μετάδοσης[11] .....	11
2. Απεικόνιση των επιπέδων του LoRa, φυσικό και ελέγχου πρόσβασης.[14] .....	12
3. Απεικόνιση των συνδέσεων ενός δικτύου LoRa[15].....	13
4. Απεικόνιση ενός πακέτου φυσικού επιπέδου LoRa [16].....	16
5. Απεικόνιση των τάξεων συσκευών στο LoRaWAN, (DEV = ΣΥΣΚΕΥΗ, GTW = ΠΥΛΗ) [17].....	19
6. Flowchart της διαδικασίας ADR [18].....	22
7. Διαδικασία του OTAA στο δίκτυο [19] .....	23
8. Απεικόνιση δεδομένων στα μηνύματα κατηγορίας MAC [21] .....	26
9. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για supervised [27].....	46
10. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Naive Bayes [28] .....	46
11. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για Decision Tree [29].....	47
12. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για SVM [30] .....	47
13. Απεικόνιση της λειτουργίας του SVM [31].....	48
14. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για unsupervised [32].....	48
15. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για PCA [33] .....	49
16. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για K-means Clustering[34] .....	49
17. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για semi-supervised [35].....	50
18. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για TSVM [36].....	50
19. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για reinforced[37] .....	51
20. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για multitask[38].....	51
21. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για Boosting[39].....	52
22. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για Bagging [40].....	52
23. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για K-Nearest Neighbor μάθηση [41] .....	53
24. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Neural Network [42].....	54
25. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Supervised Neural Network μάθηση.....	55
26. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Unsupervised Neural Network μάθηση .....	55
27. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Reinforced Neural Network μάθηση.....	56
28. Απεικόνιση σύγκρισης επίδοσης σε μέγεθος δεδομένων μεταξύ μεθόδων μάθησης[43].....	56
29. Απεικόνιση διαφοράς μεταξύ κλασικής μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης[45] .....	57



## Λίστα Πινάκων

1. Πίνακας με παραδείγματα των εντολών ADR .....	21
2. Πίνακας ζευγών χρήσεως με τεχνολογίες που τις καλύπτουν .....	34

## Συνομογραφίες

LoRa	Long Range
LoRaWAN	Long Range Wide Area Network
IoT	Internet of Things
MIT	Massachusetts Institute of Technology
RFID	Radio-Frequency Identification
IPSO	Internet Protocol for Smart Objects
IP	Internet Protocol
FCC	Federal Communications Commission
WiFi	Wireless Fidelity
LTE	Long-Term Evolution
5G	5 <sup>th</sup> Generation
CSS	Chirp Spread Spectrum
MAC	Medium Access Control
SF	Spread Factor
CF	Carried Frequency
BW	BandWidth
CR	Code Rate
CDMA	Code Division Multiple Access
HΠΑ	Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής
dB	Decibel
ISM	Industrial Scientific Medical
FEC	Forward Error Correction
CRC	Cyclic Redundancy Check
TP	Transmission Power
ADR	Adaptive Data Rate
UL	Uplink
DL	Downlink
SNR	Signal to Noise Ratio
OTAA	Over the Air Activation
ABP	Activation By Personalization

PKI	Public Key Infrastructure
SE	Secure Element
HSM	Hardware Security Module
MITM	Man In The Middle
V2X	Vehicle to Everything
LBT	Listen Before Talk
AES	Advanced Encryption Standard
NSA	National Security Agency
NB-IoT	NarrowBand Internet of Things
SIM	Subscriber Identification Module
eSim	Embedded-SIM
RSSI	Received Signal Strength Indicator
CSMA	Carrier-sense multiple access
CA	Collision Avoidance
PHY	Physical Layer
ACK	Acknowledgement
DT	Decision Tree
DNN	Deep Neural Network
RL	Reinforcement Learning
PLR	Packet Loss Ratio
DRL	Deep Reinforced Learning
DDQN	Double Deep Q-learning Network
MLE	Maximum Likelihood Estimation
TOPSIS	Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution
GMM	Geometric Mean Method
TOPG	Technique for Order of Preference by Geolocation
PDR	Packet Delivery Ratio
ALOHA	Additive Links On-line Hawaii Area
PLC	Power-line communication

## Γλωσσάρι ή Απόδοση Όρων

Throughput	Ποσότητα δεδομένων που μεταφέρονται μεταξύ συσκευών σε περιορισμένο χρόνο
T0	Χρονική στιγμή 0, όταν ξεκινάει μια διαδικασία.
Fallback	Το λογισμικό αναγκάζεται να χρησιμοποιήσει προηγούμενη έκδοση λογισμικού

# 1

## Εισαγωγή

### *1.1 Στόχοι της Διπλωματικής Εργασίας*

Γνωρίζοντας τα παραπάνω, στόχος της Διπλωματικής Εργασίας είναι η αξιοποίηση τη Μηχανικής Μάθησης στα LoRa δίκτυα, συγκεκριμένα στο πρωτόκολλο του LoRaWAN. Η Μηχανική Μάθηση θα είναι ένα εργαλείο που θα λειτουργεί συμπληρωματικά στις υπάρχων τεχνικές για να βελτιστοποιήσει την απόδοση και την αποτελεσματικότητα τους στη χρήση των περιορισμένων μέσων που έχουν στη διάθεση τους για τη μεταφορά των σημάτων τους συσκευές IoT.

### *1.2 Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας*

Στη Διπλωματική Εργασία θα εξετάσουμε τη Μηχανική Μάθηση ως ένα συμπληρωματικό εργαλείο, για τις υπάρχουσες τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στα δίκτυα LoRa με το πρωτόκολλο LoRaWAN. Η εφαρμογή των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης στα δίκτυα LoRa, αναμένεται να βελτιστοποιήσει τη προσαρμοστικότητα του δικτύου. Το δίκτυο μπορεί να καθορίσει τις προτεραιότητες και τη σωστή κατανομή χρόνο μετάδοσης και βαρύτητα πληροφορίας από το κάθε πομπό. Για την ικανοποίηση των στόχων αυτών θα προτείνουμε μηχανισμούς που μπορούν να βρουν άμεση εφαρμογή στα συστήματα που αναφέρονται.

## **1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας**

### **Κεφάλαιο 2**

Θα ξεκινήσουμε κάνοντας μία ιστορική αναδρομή στη τεχνολογία του IoT και την εξέλιξη του σε ικανότητες και ρυθμό αύξησης συσκευών και χρήσεων. Η ιστορική αναδρομή θα ξεκινήσει από τη πρώτη χρήση του IoT και την εξέλιξη που το οδήγησε στη σημερινή του σπουδαιότητα της. Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναλύσουμε τα χαρακτηριστικά και την εξέλιξη των προ υπάρχοντων δικτύων που εξυπηρετούσαν τις ανάγκες του IoT και τις αδυναμίες που έχουν.

### **Κεφάλαιο 3**

Θα κάνουμε μία εκτενή αναφορά στη τεχνολογία του δικτύων LoRa. Θα αναλύσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά τους, τις θεμελιώδεις αρχές αλλά και τη δομή τους και τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε αυτά. Θα κάνουμε μία σύγκριση σε σχέση με τις άλλες μορφές δικτύων και θα προσπαθήσουμε να αναγνωρίσουμε τα ζητήματα και τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν, τόσο στην ανάπτυξη όσο και στην εξέλιξη τους.

### **Κεφάλαιο 4**

Θα γίνει μία λεπτομερής αναφορά στο πρωτόκολλο LoRaWAN. Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει αναφορά των πιο δημοφιλή πρωτοκόλλων και τη σύγκριση τους με άλλα LoRa πρωτόκολλα. Θα αναλύσουμε τα προνόμια και τις δυσκολίες που αντιμετωπίζει αυτό το πρωτόκολλο, πίες εταιρίες συνεισφέρουν στην ανάπτυξη του, ποιες είναι ορισμένες από τις εναλλακτικές επιλογές που είναι διαθέσιμες και ποιος είναι ο περιορισμός με τον οποίο η μηχανική μάθηση θα μπορέσει να μας βοηθήσει να υπερβούμε.

### **Κεφάλαιο 5**

Θα γίνει μία λεπτομερής αναφορά στη Μηχανική Μάθηση. Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει των παρουσίαση βασικών ιδεών που διέπουν την εξέλιξη της. Θα αναλύσουμε βασικά μοντέλα και αλγορίθμους που εντάσσονται στη μηχανική μάθηση και θα μελετήσουμε το πώς μπορεί να εισαχθεί στο LoRaWAN και να συνδυαστούν με το LoRa, θα αναλύσουμε τα προτερήματα της ένταξης της αλλά και τι αλλαγές απαιτούνται για την ένταξη της.

## Κεφάλαιο 6

Θα παρουσιάσουμε τις τελευταίες εξελίξεις στο τομέα της βελτίωσης της επίδοσης στο LoRa, μαζί με ορισμένα σενάρια που το LoRa χρησιμοποιείτε μαζί με τη μηχανική μάθηση για την επίτευξη κάποιου σκοπού καθώς και έρευνες που θεωρούμε θα μπορούσαν να επιτύχουν καλύτερα αποτελέσματα αν είχαν κάνει χρήση της μηχανικής μάθησης.

## Κεφάλαιο 7

Θα κλείσουμε με έναν επίλογο, παρουσιάζοντας μία σύνοψη της διπλωματικής εργασίας και θα συζητήσουμε για το πώς το περιεχόμενο της παρούσης διπλωματικής εργασίας μπορεί να εξελιχθεί στο μέλλον.



# 2

## Ιστορική αναδρομή Τεχνολογίας IoT

### 2.1 Τι είναι το IoT ;

Ο απομακρυσμένος έλεγχος συσκευών υπάρχει από τη δεκαετία του 1990 αλλά δεν έχει εγκατασταθεί στη καθημερινότητα μας πλήρως ακόμη. Ο όρος "Internet of Things" (IoT) χρησιμοποιείται για τα δίκτυα όπου οι περισσότερες επικοινωνίες είναι από συσκευή σε συσκευή μέσα στο δίκτυο.

Προβλέπετε στο μέλλον ο μεγαλύτερος όγκος επικοινωνίας στο Internet θα αποτελεί η επικοινωνία μεταξύ συσκευών για την αυτοματοποίηση ακόμα περισσότερων πραγμάτων στην ανθρώπινη καθημερινότητα. Αυτό θα γίνει με τη μεγάλη αύξηση των ενεργών συσκευών στο δίκτυο, σε βαθμό που οι ανθρώπινοι χρήστες θα αποτελούν πλέον τη μειονότητα στο Internet.

Η σημαντικότερη ίσως πρόκληση του IoT είναι η μεταφορά πληροφορίας από το αναλογικό κόσμο στο ψηφιακό περιβάλλον όπου θα εκτελέσει τη χρησιμότητα της. Ο αισθητήρας εκτελεί αυτή τη διαδικασία σε μεγάλο βαθμό. Αποτελώντας τη “πύλη” επικοινωνίας μεταξύ χρήστη και συστημάτων, μεταφράζουν όλες τις πληροφορίες όπου είναι σχεδιασμένοι να συλλέγουν σε πραγματικό χρόνο σε δεδομένα αξιοποιήσιμα από υπολογιστές για την ευκολία της επικοινωνίας μεταξύ των συσκευών. Η επιλογή του κατάλληλου μέσου για την επικοινωνία των συσκευών αποτελεί κρίσιμο σημείο στη χρήση ενός τέτοιου δικτύου καθώς το λάθος μέσο μπορεί να εμποδίσει πλήρως τη λειτουργία του δικτύου[2]. Το internet δημιουργήθηκε το 1989, η σύνδεση συσκευών στο δίκτυο ξεκίνησε σύντομα μετά από αυτό. Το 1990 ο John Romkey κατασκεύασε τη πρώτη επίσημη “IoT” συσκευή, μια τοστιέρα που μπορούσε να ενεργοποιηθεί και να απενεργοποιηθεί μέσω του internet [3]. Ο Paul Saffo έδωσε τη πρώτη σύντομη περιγραφή και πρόβλεψη μελλοντικής πορείας για αισθητήρες το 1997 στο άρθρο του με όνομα “Sensors: The Next Wave of Infotech Innovation”.

### 2.1.1 Αρχική υιοθέτηση και χρήση και μέλλον

Το 1999 ο όρος «Internet of Things» επινοήθηκε από το Kevin Ashton, ο διευθυντής στο Auto-IDCentre, MIT. Εφεύραν επίσης ένα παγκόσμιο σύστημα αναγνώρισης στοιχείων με βάση το RFID το ίδιο έτος [4]. Σημαντικό βήμα για την εμπορευματοποίηση IoT αποτέλεσε η ανακοίνωση της LG για τη δημιουργία ενός έξυπνου ψυγείου που θα μπορούσε να καθορίσει πότε πρέπει να αντικατασταθούν τα τρόφιμα που είναι μέσα σε αυτό. Το 2003 το RFID αναπτύχθηκε σε μαζικό επίπεδο στον αμερικανικό στρατό στο πρόγραμμα Savi και την ίδια χρονιά η εταιρία Walmart να υιοθετεί το RFID σε όλα τα καταστήματά του σε όλο το κόσμο.

Το 2005 πολλοί εκδοτικοί οίκοι όπως η Scientific American δημοσίευσαν άρθρα σχετικά με το IoT και τη μελλοντική του πορεία. Το 2008, δημιουργήθηκε συμμαχία IPSO από εταιρίες για να προωθήσει τη χρήση του Πρωτοκόλλου Διαδικτύου IP σε δίκτυα «έξυπνων συσκευών» και να επιτρέψει το IoT. Το 2008 η FCC (Federal Communications Commission) ενέκρινε τη χρήση του «white space». Το 2011, η έναρξη του IPv6 προκάλεσε μαζική ανάπτυξη και ενδιαφέροντα στο τομέα αυτό. Αργότερα εταιρίες πληροφορικής όπως η Cisco, η IBM και η Ericson προχώρησαν σε πολλές εκπαιδευτικές και εμπορικές πρωτοβουλίες με το IoT.

Με τη τοποθέτηση αισθητήρων σχεδόν παντού πλέον, έχουμε φτάσει να έχουμε τον απομακρυσμένο έλεγχο και παρακολούθηση στους περισσότερους τομείς της ανθρώπινης ύπαρξης, από τη παρακολούθηση περιβαλλοντικών αλλαγών στη παρακολούθηση μετρήσεων καθαρότητας νερού, αέρα και πολλών άλλων τομέων πριν καν περιγράψουμε τον ατομικό χρήστη. Στον αυτοματισμό, κάθε συσκευή συνδέεται με ένα έξυπνο δέκτη/πομπό, ώστε να μπορεί να λειτουργεί εξ αποστάσεως. Έτσι δεν χρειαζόμαστε επεξεργαστή και συσκευή αποθήκευσης εγκατεστημένη σε κάθε διακόπτη. Θέλουμε μόνο έναν αισθητήρα για τη λήψη σημάτων και την επεξεργασία τους. Επομένως, τέτοια συστήματα πρέπει και μπορούν να προσαρμόσουν την αρχιτεκτονική τους ανάλογα με τις ανάγκες της εφαρμογής του.

## 2.2 Περιορισμοί τεχνολογιών μεταφοράς δεδομένων

### 2.2.1 Περιορισμοί WiFi 2,4GHz και 5GHz

Το Wi-Fi χρησιμοποιεί το φάσμα ζώνης 2,4GHz και 5GHz. Αυτό το εύρος συχνοτήτων είναι το πιο ευρέως χρησιμοποιημένο εύρος από άλλες συσκευές μαζί και με τις συσκευές που χρησιμοποιούν το πρωτόκολλο Bluetooth. Η εμβέλεια μιας συσκευής Wi-Fi από το δρομολογητή που είναι συνδεδεμένη είναι περιορισμένη ανάλογα με το περιβάλλον που τη περιβάλλει, περίπου 40 μέτρα για εσωτερικούς χώρους και περίπου 90 μέτρα για εξωτερικούς χώρους. Πρέπει να εγκατασταθούν πρόσθετοι επαναλήπτες (repeaters) και σημεία πρόσβασης για να αποκτηθεί μεγαλύτερη κάλυψη σήματος. Παρά τους περιορισμούς του, το Wi-Fi είναι το κυρίαρχο πρωτόκολλο σύνδεσης συσκευών IoT λόγω της ευρείας υιοθέτησης και εγκατάστασης του στη καθημερινότητα μας. Παρόλα αυτά όμως το Wi-Fi έχει ακόμα σημαντικά προβλήματα ασφαλείας που το καθιστά πρακτικά αδύνατο να χρησιμοποιηθεί σε ορισμένα σενάρια.[5]

### 2.2.2 Περιορισμοί Bluetooth

Το bluetooth σχεδιάστηκε για να μπορούν να αφαιρεθούν τα καλώδια από συσκευές που χρησιμοποιούνται μαζί σε κοντινές αποστάσεις όπως το πληκτρολόγιο ενός υπολογιστή. Ένα piconet (δίκτυο από συσκευές bluetooth) θα μπορούσε να έχει μόνο έως 255 συνδεδεμένες συσκευές, αυτό αποτελεί σημαντικό εμπόδιο δεδομένο ότι δεν μπορούν να συνδεθούν περισσότερες από 255 συσκευές με μία μόνο συσκευή bluetooth τη φορά[6]. Αυτό είναι ένα μεγάλο μειονέκτημα λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των συσκευών με IoT στο μέλλον. Το bluetooth αρχικά στην V1.0 είχε μικρή εμβέλεια περίπου 5 με 10 μέτρα που θα το καθιστούσε πρακτικά άχρηστο στο περιβάλλον του IoT, στη τελευταία όμως έκδοση του, την V5.0, η εμβέλεια αυξήθηκε στα 200 μέτρα με άμεση οπτική επαφή συσκευών και 40 μέτρα μέσα από τείχους τυπικού σπιτιού χωρίς όμως να έχει αντιμετωπιστεί ο περιορισμός των συνδεδεμένων συσκευών. [7]

### 2.2.3 Περιορισμοί Zigbee

Το zigbee παρουσιάζει παρόμοια ζητήματα όπως το WiFi. Το zigbee είναι πολύ επεκτάσιμο και καταναλώνει λιγότερη ενέργεια. Ένα ελάττωμα για το zigbee είναι ότι μια άγνωστη συσκευή μπορεί να μιμείται έναν κόμβο zigbee και να συλλέγει λεπτομέρειες μετάδοσης σε αυτό. Αυτό θέτει ένα σοβαρό ζήτημα ασφαλείας στο zigbee σε βαθμό που το καθιστά μη χρησιμοποιήσιμο για πολλές χρήσεις IoT.[8]

#### **2.2.4 Περιορισμοί LTE και 5G**

Οι περιορισμοί που υπάρχουν στη χρήση των κινητών δικτύων LTE και 5G είναι περισσότερο επικεντρωμένοι στις απαιτήσεις των συστημάτων παρά στη έλλειψη δυνατοτήτων που παραμένει παρών και σε αυτό το πρωτόκολλο. Το κόστος μεταφοράς δεδομένων είναι πολύ μεγαλύτερο από τη χρήση άλλων πρωτοκόλλων και η κατανάλωση ρεύματος των συσκευών που τη χρησιμοποιούν καθιστά τη χρήση τους να είναι καλή επιλογή σε σενάρια που οι συσκευές βρίσκονται σε τοποθεσίες που ένας άνθρωπος μπορεί να βρεθεί εύκολα για την αλλαγή μπαταρίας (αν χρειάζεται) και η κάλυψη και καιρικές συνθήκες επιτρέπουν την λειτουργία τους για IoT. Ακόμα παρά τη μεγάλη βελτίωση κάλυψης από τους πάροχους, η χρήση τους σε ορισμένα περιβάλλοντα όπως πολύ απομονωμένες περιοχές, υπέρπυκνες από συσκευές περιοχές και μέσα σε νερό ή βαθιά στη γη για μετρητές μόλυνσης νερού.

#### **2.2.5 Περιορισμοί Sigfox**

Το Sigfox αποτελεί ένα ακόμα σύστημα βασισμένο σε κινητό δίκτυο όπως το 5G. Είναι κατασκευασμένο από μια γαλλική εταιρία με ίδιο όνομα όπου η τεχνολογία του αποτελεί ιδιόκτητη περιουσία. Μπορεί να επικοινωνεί με χαμηλή κατανάλωση και πολύ μεγάλες εμβέλειες, τάξης 30χλμ με 50χλμ σε υπαίθριους χώρους και 1χλμ έως 3χλμ για αστικούς χώρους. Η λειτουργία του επιτρέπει να είναι καλή επιλογή για καταστάσεις παρακολούθησης αλλά όχι για απομακρυσμένο έλεγχο καθώς δεν επιτρέπει τέτοιου είδους μηνύματα. Ακόμα η κατάσταση του ως ιδιοκτησία μιας εταιρίας χωρίς να είναι open-source το σταματά άμεσα από την υιοθέτηση του καθώς δεν υπάρχει πιθανότητα όπου πολλαπλές εταιρίες και κυβερνήσεις θα αποφασίσουν να δώσουν τέτοια επιρροή σε μια εταιρία στις δραστηριότητες τους μαζί με τους νομικούς κινδύνους που μπορούν να εμφανιστούν.[9]



# 3

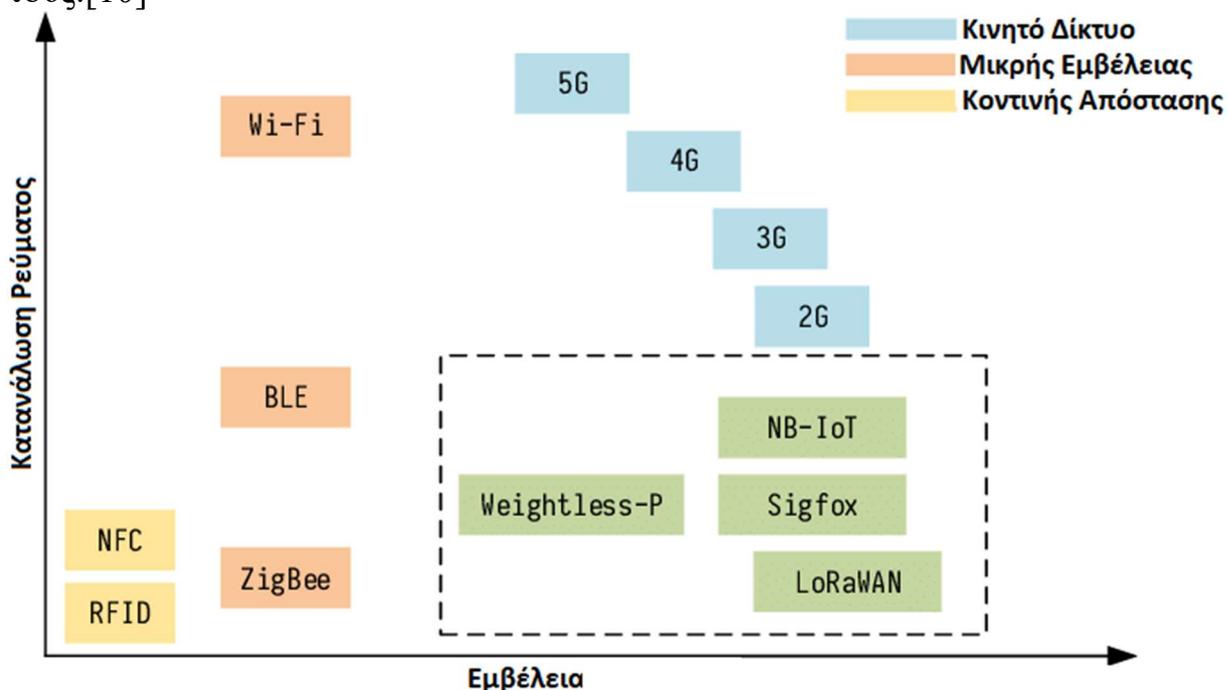
## Ανάλυση τεχνολογίας χαμηλών συχνοτήτων

### 3.1 Εισαγωγή

Από τη πρώτη στιγμή που μπορέσαμε να κάνουμε συσκευές να επικοινωνήσουν μεταξύ τους ασύρματα, έχουμε προσπαθήσει να χρησιμοποιήσουμε αυτή τη τεχνική σε όσο περισσότερες περιπτώσεις μπορούμε. Δεδομένο το πλήθος διαφορετικών συνθηκών υπάρχουν για αυτά τα συστήματα, μία λύση που να καλύπτει όλες τις απαιτήσεις είναι πρακτικά αδύνατο να υπάρξει. Σε σενάρια όπου η ταχύτητα των δεδομένων πρέπει να είναι γρήγορη σε κοντινές αποστάσεις με τη μέγιστη αξιοπιστία στην ενεργή κατάσταση της σύνδεσης να είναι απαραίτητη, χρησιμοποιούμε συστήματα μετάδοσης υψηλής συχνότητας για τις συνδέσεις. Πολλές φορές όμως το σύστημα μπορεί να βρίσκεται σε συνθήκες που χρειάζονται λιγότερη ταχύτητα δεδομένων χωρίς τη συνεχή σύνδεση να είναι απαραίτητη όμως να καλύπτουν πολύ μεγάλες αποστάσεις ή αντίξοες συνθήκες περιβάλλοντος, εδώ χρησιμοποιούμε δίκτυα χαμηλών συχνοτήτων που όπως θα αναλύσουμε σε αυτό το κεφάλαιο είναι ικανά να ικανοποιήσουν μια μεγάλη γκάμα καταστάσεων.

### 3.2 Προνόμια από τη χρήση υψηλών συχνοτήτων

Όσο και αν εξελίσσεται η τεχνολογία, όση καινοτομία και αν καταφέρουμε να επιτύχουμε στην αναζήτηση μας να καταφέρουμε το προηγουμένως ακατόρθωτο, ένα πράγμα θα είναι πάντα εκεί να μας θυμίζει πως δεν μπορούμε να τα έχουμε όλα. Οι νόμοι της φυσικής, και το πεδίο των ασύρματων δικτύων, που αφορά μεταφορά πληροφορίας δια μέσου συχνοτήτων σε ραδιοκύματα, είναι εξ ολοκλήρου στη δικαιοδοσία της. Από τη φυσική γνωρίζουμε πως όσο μεγαλύτερη ραδιοσυχνότητα χρησιμοποιούμε, τόσο πιο πολλές πληροφορίες μπορούμε να μεταδώσουμε με μεγαλύτερη ταχύτητα αλλά θα χρειάζεται πολύ περισσότερο ρεύμα για να παραχθεί αυτό το σήμα σε σύγκριση με ένα χαμηλής συχνότητας και πιο εύκολα θα απορροφήσει το σήμα που εκπέμπετε από τη συσκευή το περιβάλλον γύρω της. Ταυτόχρονα όμως, όσο πιο χαμηλή είναι η συχνότητα που χρησιμοποιούμε, τόσο πιο εύκολα μεταφέρετε στο περιβάλλον γύρω της και σε πολύ μεγαλύτερες αποστάσεις, με χαμηλότερη κατανάλωση ρεύματος και με δυνατότητα να διαπεράσει μέσα από περιβάλλοντα που δεν μπορεί ακόμα και σε κοντινή απόσταση ένα σήμα υψηλής συχνότητας να διαπεράσει, όπως το νερό, που για περίπου 30 με 40 μέτρα μπορεί να το διαπεράσει, και γι' αυτό το χρησιμοποιούν τα υποβρύχια για τις επικοινωνίες τους.[10]



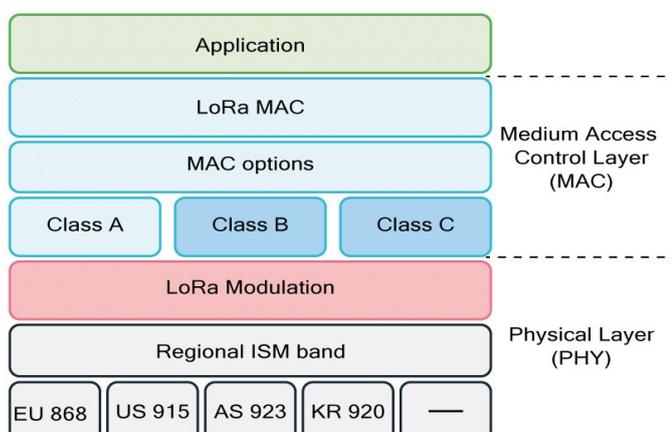
1. Απεικόνιση εμβέλειας σε σχέση με ισχύ μετάδοσης[11]

### 3.3 Ανάλυση τεχνολογίας LoRa

#### 3.3.1 Τι είναι το LoRa;

Το LoRa είναι συντομογραφία για Long Range και είναι πρωτόκολλο για τη χρήση δικτύων χαμηλής κατανάλωσης και συχνοτήτων με πολύ μεγάλη εμβέλεια, αποτελεί μέλος της κατηγορίας δικτύων χαμηλής κατανάλωσης ευρείας περιοχής όπως το Sigfox και ο σκοπός του είναι να μπορεί να συνδέει συσκευές που ανήκουν στο IoT με τον ίδιο τρόπο που κατορθώνει το wifi αλλά για συσκευές με περιορισμένη πρόσβαση σε ρεύμα λόγω φορητότητας ή τοποθεσίας που χρειάζονται να μεταφέρουν λίγα δεδομένα ανά χρονικά διαστήματα ή μόνο όταν επιλεγθούν να τα στείλουν ή να λάβουν. Αυτές οι δυνατότητες είναι ο λόγος που το LoRa είναι αυτή τη στιγμή το πρωτόκολλο με τη περισσότερη προσοχή από τις οντότητες που δουλεύουν στο τομέα του IoT. Τα επίπεδα του LoRa μπορεί να κατηγοριοποιηθούν σε 2 τομείς:

- Φυσικό επίπεδο: με τη χρήση του chirp spread spectrum (CSS) με ενσωματωμένη διόρθωση σφαλμάτων προς τα εμπρός (FEC: forward error correction) [12] για τη τροποποίηση του σήματος, μια κοινή μέθοδος που είναι ανθεκτική στο θόρυβο, στο φαινόμενο doppler και στην αποδυνάμωση λόγω πολλαπλών καναλιών επικοινωνίας με χρήση χαμηλής κατανάλωσης όπως με ταχύτητες μέχρι και 50Kbps, αυτή η μέθοδος αποτελεί ιδιοκτησία της εταιρίας Semtech. [13]
- Επίπεδο ελέγχου πρόσβασης μέσου: το medium access control (MAC) στο LoRa αποτελεί και το πρωτόκολλο LoRaWAN που ελέγχετε από τη LoRa Alliance, είναι ένα υπό-επίπεδο που ελέγχει όλες τις συναλλαγές που έχει το υλικό με το δίκτυο που είναι συνδεδεμένη η συσκευή ότι κατηγορίας δικτύου και να είναι.

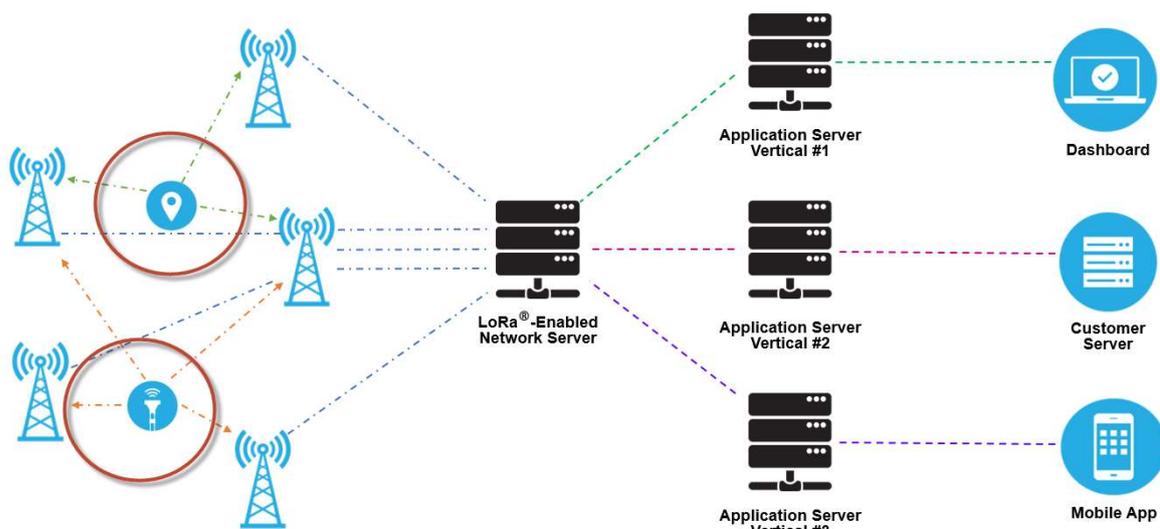


2. Απεικόνιση των επιπέδων του LoRa, φυσικό και ελέγχου πρόσβασης. [14]

### 3.3.2 Αρχιτεκτονική δικτύων LoRa

Η αρχιτεκτονική του LoRa αποτελεί μια απλή σχεδίαση που χρησιμοποιεί τοπολογία αστέρα για τις συσκευές που είναι συνδεδεμένες. Το δίκτυο αποτελείται από τρία είδους συσκευές:

- Αισθητήρας
- πύλη LoRa
- Servers του δικτύου LoRa



#### 3. Απεικόνιση των συνδέσεων ενός δικτύου LoRa[15]

Η επικοινωνία μεταξύ server και των πυλών γίνεται με διαφορετικό πρωτόκολλο από το LoRa, είναι σύνδεση στο Internet συνήθως με καλώδιο ethernet ή με κινητό δίκτυο. Η επικοινωνία μεταξύ των πυλών και των αισθητήρων γίνεται με το πρωτόκολλο LoRa. Οι πύλη αποτελεί μέσω μεταφοράς δεδομένων και μετατροπείας από το πρωτόκολλο LoRa στο πρωτόκολλο που χρησιμοποιείτε για τη σύνδεση με το server χωρίς να επεξεργαστεί τα δεδομένα, οπότε οι servers πρέπει να αποκωδικοποιήσουν και να επεξεργαστούν τα ωμά δεδομένα από τους αισθητήρες.

### 3.3.3 Χαρακτηριστικά του LoRa

- *Διαχωρισμός του SF (Spreading Factor) σε τομείς.* Όλες οι εκπομπές που είναι διαφορετικές στη ρύθμιση του SF, είναι κάθετες μεταξύ τους και αποτελούν ξεχωριστές απομονωμένες δίοδοι επικοινωνίας μεταξύ της πύλης και όποιων αισθητήρων έχουν την ίδια ρύθμιση χωρίς περιορισμό ή παρεμβολή από τις υπόλοιπες δίοδους, αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση εικονικών καναλιών μέσω του Code Division Multiple Access (CDMA).[16]
- *Ταυτόχρονη μετάδοση μηνυμάτων* που είναι εφικτή χωρίς καταστροφική παρέμβαση μεταξύ των μηνυμάτων, επιτρέποντας τη σωστή μετάδοση μηνυμάτων μέσω των χρονισμού και δύναμη εκπομπής μπορεί να ξεχωριστή ένα μήνυμα από τα υπόλοιπα.[16]
- *Ανίχνευση ενεργής μετάδοσης σήματος.* Αυτό το χαρακτηριστικό μπορεί να είναι και το πιο σημαντικό που έχουν οι αισθητήρες στο LoRa. Οι αισθητήρες έχουν την ικανότητα να ελέγχουν περιοδικά αν υπάρχει ενεργή μετάδοση σήματος του οποίου τις πληροφορίες πρέπει να λάβουν ώστε να ενεργοποιήσουν τη κεραία τους, με αυτή τη μέθοδο εξοικονομείτε μεγάλη ποσότητα κατανάλωσης ενέργειας από τον αισθητήρα.[16]

### 3.3.4 Περισσότερα χαρακτηριστικά φυσικού επιπέδου LoRa

Για τη μετάδοση χρησιμοποιείτε μια ευρεία ζώνη για να αντιμετωπίσουν τις παρεμβολές και για να χειριστούν τις μεταποπίσεις συχνότητας λόγω κρυστάλλων χαμηλού κόστους. Ένας δέκτης LoRa μπορεί αποκωδικοποιεί τις μεταδόσεις 19,5 dB κάτω από το επίπεδο θορύβου. Έτσι, μπορούν να πραγματοποιηθούν πολύ μεγάλες αποστάσεις επικοινωνίας. Το LoRa λειτουργεί στις χαμηλότερες ζώνες ISM (Ευρώπη: 868 MHz και 433 MHz, ΗΠΑ: 915 MHz και 433 MHz). Το LoRa έχει τέσσερις παραμέτρους διαμόρφωσης: φέρουσα συχνότητα, συντελεστής εξάπλωσης, εύρος ζώνης και ρυθμός κωδικοποίησης. Η επιλογή αυτών των παραμέτρων καθορίζει το εύρος μετάδοσης, την ανθεκτικότητα εναντίον στο θόρυβο και τη κατανάλωση ενέργειας.

- Φέρουσα συχνότητα (CF). Είναι η κεντρική συχνότητα που χρησιμοποιείται για τη εύρος μετάδοσης. Αυτή πρέπει να βρίσκεται στα όρια που αναφέρθηκαν προηγουμένως. [16]
- Παράγοντας διάδοσης (SF). Το SF είναι η αναλογία μεταξύ του ρυθμού συμβόλων και του ρυθμού chip (bits per second in spreading signal). Ένας υψηλότερος συντελεστής εξάπλωσης αυξάνει το σήμα προς θόρυβο (SNR), και επομένως την ευαισθησία και το εύρος, αλλά επίσης αυξάνεται ο χρόνος αέρα του πακέτου(δηλαδή ο χρόνος χρήσης του καναλιού επικοινωνίας). Ο αριθμός των chips ανά σύμβολο υπολογίζεται ως 2SF. Κάθε αύξηση του SF μειώνει κατά το ήμισυ το ποσοστό μεταφοράς, διπλασιάζοντας τη διάρκεια μετάδοσης και τελικά κατανάλωση ενέργειας, το SF μπορεί να ρυθμιστεί από 6 ως 12. [16]
- Εύρος ζώνης (BW). Είναι το εύρος των συχνοτήτων στο εύρος μεταφοράς. Το υψηλότερο BW δίνει υψηλότερο ρυθμό δεδομένων με μικρότερο χρόνο στον αέρα, αλλά χαμηλότερη ευαισθησία λόγω επιπρόσθετου θορύβου. Ένα χαμηλότερο BW δίνει υψηλότερη ευαισθησία, αλλά χαμηλότερο ποσοστό δεδομένων. Το χαμηλότερο BW απαιτεί επίσης πιο ακριβούς κρυστάλλους. Τα δεδομένα αποστέλλονται με ρυθμό chips ίσο με το εύρος ζώνης. Έτσι, ένα εύρος ζώνης 125 kHz αντιστοιχεί σε ένα ρυθμό chips 125 kcps. [16]
- Ο ρυθμός κωδικοποίησης (CR), είναι ο ρυθμός FEC (Forward Error Correction) που χρησιμοποιείται από το δρομολογητή του LoRa και προσφέρει προστασία έναντι εκρήξεων παρεμβολών. Το υψηλότερο CR προσφέρει περισσότερη προστασία, αλλά αυξάνει το χρόνο στον αέρα. Το LoRa επιτρέπει τις ρυθμίσεις CR να είναι 4/5, 4/6, 4/7 ή 4/8. Οι πομποί με διαφορετικό CR αλλά ίδια CF, SF και BW μπορούν ακόμα επικοινωνούν

μεταξύ τους. Το CR του ωφέλιμου φορτίου αποθηκεύεται σε η κεφαλίδα του πακέτου. [16]

### 3.3.5 Ανάλυση μηνυμάτων LoRa φυσικού επιπέδου

Αν και η διαμόρφωση του LoRa μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μετάδοση αυθαίρετων πλαισίων, μια φυσική μορφή πλαισίου καθορίζεται και εφαρμόζεται στους πομπούς και δέκτες της που είναι κατασκευασμένοι από τη Semtech. Το εύρος ζώνης (BW) και η ο συντελεστής εξάπλωσης (SF) είναι σταθερός για ένα πλαίσιο. Ένα πλαίσιο LoRa ξεκινά με ένα προοίμιο. Το προοίμιο ξεκινά με μια ακολουθία συνεχώς αυξανόμενων επιλογών συχνοτήτων που καλύπτουν ολόκληρη τη ζώνη συχνοτήτων. Οι δυο τελευταίες επιλογές συχνοτήτων χρησιμοποιούνται για να κωδικοποιούν τη λέξη συγχρονισμού. Η λέξη συγχρονισμού είναι μια τιμή μεγέθους ενός byte που χρησιμοποιείται για τη διαφοροποίηση των δικτύων LoRa που χρησιμοποιούν τις ίδιες ζώνες συχνοτήτων. Μια συσκευή που έχει ρυθμιστεί με μια λέξη συγχρονισμού θα σταματήσει να ακούει μια μετάδοση εάν η αποκωδικοποιημένη λέξη συγχρονισμού δεν ταιριάζει με τη λέξη της ρύθμισης του. Μετά το προοίμιο, υπάρχει μια προαιρετική κεφαλίδα όπου όταν υπάρχει, αυτή η κεφαλίδα μεταδίδεται με ρυθμό κωδικού 4/8, που σημαίνει πως μεταδίδουμε τα διπλάσια bits από αυτά που περιέχουν πληροφορίες. Αυτό υποδηλώνει το μέγεθος του ωφέλιμου φορτίου σε byte, το ποσοστό κωδικού που χρησιμοποιείται για το τέλος της μετάδοσης και εάν υπάρχει 16-bit CRC για το ωφέλιμο φορτίο που υπάρχει στο τέλος του πλαισίου. Η κεφαλίδα περιλαμβάνει επίσης ένα CRC για να επιτρέψει στο δέκτη να απορρίπτει πακέτα με μη έγκυρες κεφαλίδες οπου είναι προαιρετικό και επιτρέπεται η απενεργοποίησή του σε καταστάσεις όπου δεν είναι απαραίτητο, όπως όταν το ωφέλιμο φορτίο το μήκος, ο ρυθμός κωδικοποίησης και η παρουσία CRC είναι γνωστά εκ των προτέρων. Το μέγεθος ωφέλιμου φορτίου αποθηκεύεται χρησιμοποιώντας ένα byte, περιορίζοντας το μέγεθος του ωφέλιμου φορτίου στα 255 byte. Το ωφέλιμο φορτίο αποστέλλεται μετά τη κεφαλίδα και στο τέλος του πλαισίου είναι το CRC. Το ελάχιστο μέγεθος ενός πακέτου δεδομένων είναι μήκους 8 σύμβολων. Στην επόμενη εικόνα έχουμε την απεικόνιση ενός πακέτου.

PHY Layer					
Field	Preamble	Header	Header CRC	PHY Payload	Payload CRC
Size, bits		20			16

4. Απεικόνιση ενός πακέτου φυσικού επιπέδου LoRa [17]



# 4

## Ανάλυση πρωτοκόλλου LoRaWAN

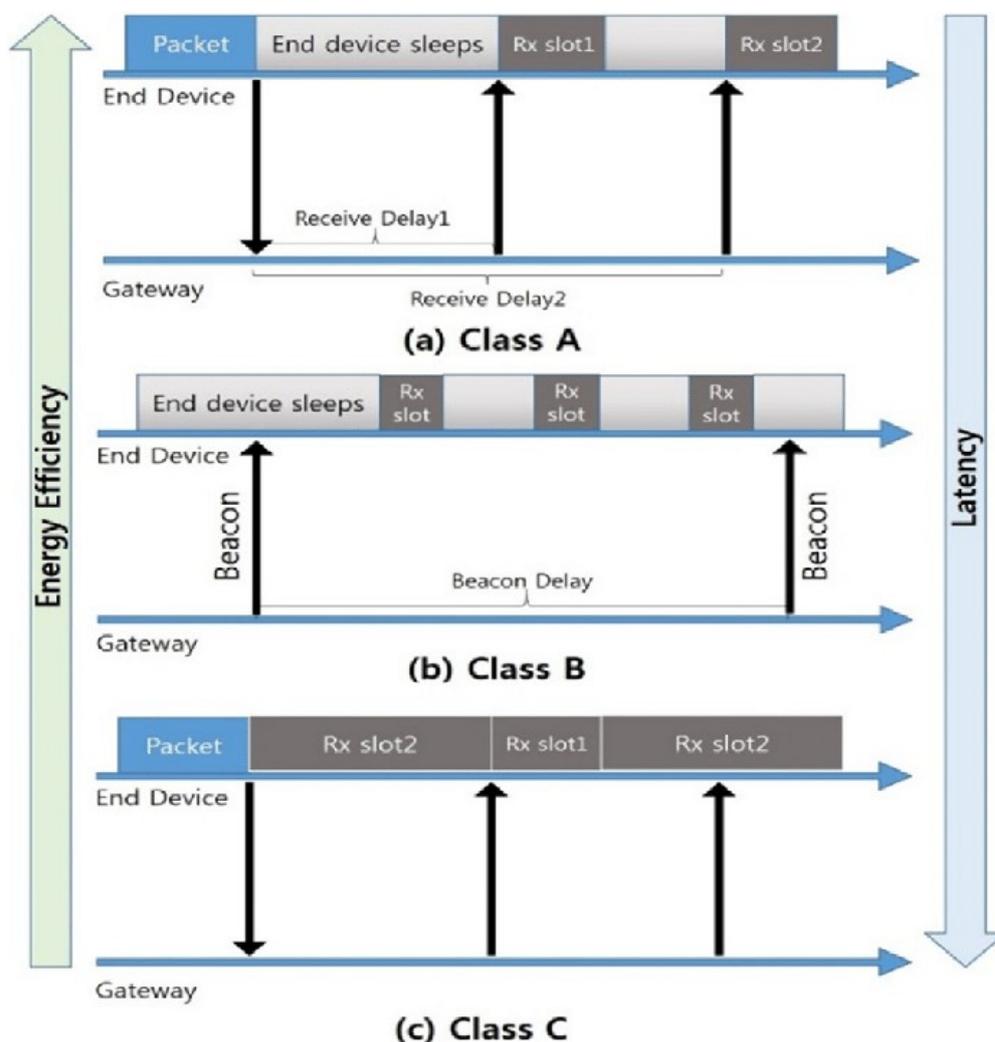
### 4.1 Περιγραφή LoRaWAN

Το LoRaWAN είναι μια μέθοδος χρήσης του LoRa για το οποίο ήδη υπάρχουν περισσότερα από 25 open source εργαλεία για τη χρήση του ανάλογα σε ποια από τα χαρακτηριστικά που μπορεί το LoRaWAN να πραγματοποιήσει θέλει ο χρήστης να έχουν έμφαση ή απουσία. Στη πράξη, το πρωτόκολλο αυτό χρησιμοποιεί τρεις διαφορετικές κατηγορίες για τη περιγραφή που κάνει στους συσκευές ή αισθητήρες που εξυπηρετεί, αυτές είναι οι εξής[18]:

- Τάξεως A: αμφίδρομης επικοινωνίας. Αυτές οι συσκευές έχουν την ελευθερία να προγραμματίσουν μόνες τους πότε θα μεταδώσουν δεδομένα στο server, αφήνοντας μετά δυο μικρές χρονικές περιόδους όπου έχουν ενεργές τις κεραίες τους για να λάβουν πιθανή απάντηση από το server. Η τάξη A είναι η κατηγορία με τη λιγότερη κατανάλωση ενέργειας καθώς δεν ξοδεύει ενέργεια που δεν χρειάζεται για τη λειτουργία εξαρτημάτων υψηλής κατανάλωσης όπως η κεραία. Βέβαια μια τέτοια μέθοδος επικοινωνίας είναι και η λιγότερο ευέλικτη στη λειτουργικότητα της καθώς ο μόνος τρόπος να επικοινωνήσει ο server με τη συσκευή είναι μόνο αφού έχει λάβει μήνυμα από την ίδια.
- Τάξεως B: αμφίδρομης επικοινωνίας με προγραμματισμένες περιόδους λήψης. Σε αυτή τη τάξη συσκευών έχουμε μια μέθοδο λειτουργίας παρόμοια με της τάξεως A όμως η συσκευή προγραμματίζει περισσότερες περιόδους όπου είναι έτυμη να λάβει δεδομένα από το server. Προφανώς ανάλογα με τη ποσότητα των έξτρα χρονικών περιόδων “ακοής” το προνόμιο που είχαμε στη κατανάλωση

ενέργειας ελαττώνετε ως και εκμηδενίζεται. Ακόμα, για την αποφυγή περιττής επικοινωνίας και κατανάλωσης ενέργειας όπου η συσκευή στέλνει μήνυμα στη πύλη για να την ενημερώσει πως είναι σε κατάσταση να λάβει δεδομένα, χρειαζόμαστε έναν συγχρονισμένο πομπό οπού θα μπορεί να γνωρίζει πότε η συσκευή είναι έτοιμη για λήψη δεδομένων.

- Τάξεως Γ: αμφίδρομης επικοινωνίας με μέγιστη χρήση περιόδων λήψης. Ουσιαστικά είναι το χειρότερο σενάριο της τάξεως Β όπου έχει συνεχείς επικοινωνία με το server και μέγιστη κατανάλωση ενέργειας.



5. Απεικόνιση των τάξεων συσκευών στο LoRaWAN, (DEV = ΣΥΣΚΕΥΗ, GTW = ΠΥΛΗ) [19]

Το LoRaWAN δεν επιτρέπει στις συσκευές να επικοινωνούν μεταξύ τους, αν πρέπει μια συσκευή να στείλει δεδομένα σε μια άλλη, τότε θα πρέπει να τα στείλει στο server όπου αυτός μετά θα μεταφέρει τα δεδομένα στη σωστή συσκευή. Όλες οι επικοινωνίες γίνονται με τη χρήση των συχνοτήτων του ISM (Industrial Scientific and Medical) εύρους, αυτό το εύρος έχει κανονισμούς για τη χρήση του που επιβάλλονται από κυβερνητικές οντότητες. Οι κανονισμοί στη περίπτωση του LoRaWAN περιορίζουν την ισχύ που επιτρέπεται να χρησιμοποιηθεί για την εκπομπή σημάτων, ακόμα υπάρχει περιορισμός για το duty cycle της επικοινωνίας, δηλαδή αν ο περιορισμός του duty cycle είναι στο 1%, τότε θα πρέπει να η συσκευή να περιμένει συνολικό χρόνο που είναι 100 φορές η διάρκεια του χρόνου που χρειάστηκε η τελευταία μετάδοση για να μπορέσει να ξαναχρησιμοποιήσει η συσκευή αυτό το κανάλι επικοινωνίας, αυτό προφανώς θα εισάγει πολύ καθυστέρηση στην επικοινωνία των συσκευών και το ονομάζουμε throughput problem.

#### 4.1.1 Λειτουργίες του προσθέτει το LoRaWAN στο LoRa

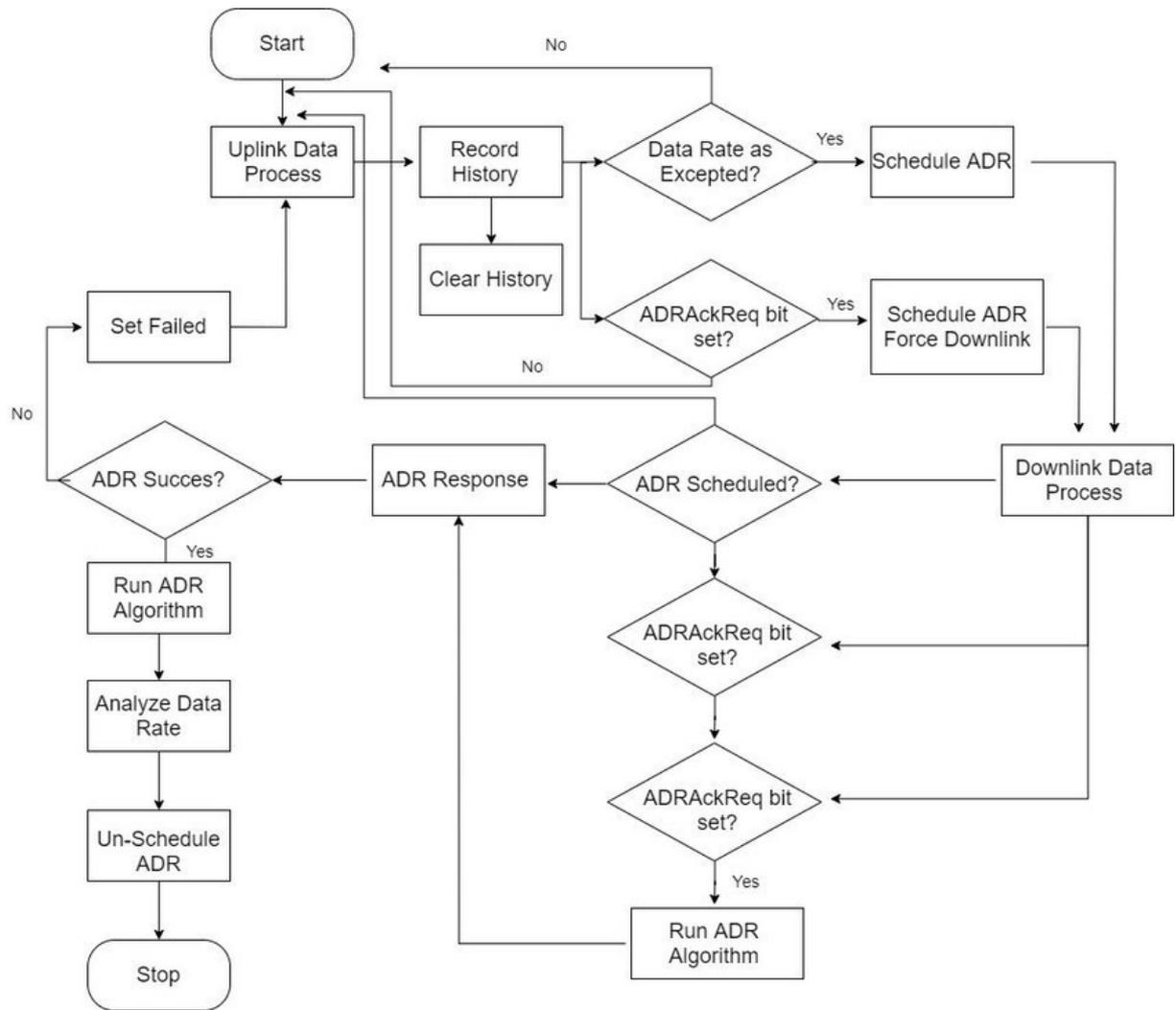
- Ισχύ μετάδοσης (Transmission Power). Στα δίκτυα LoRaWAN, η απαραίτητη ισχύς για τη μετάδοση ενός πακέτου δεδομένων είναι ρυθμιζόμενη από το server στις συσκευές για τη καλύτερη επίδοση σε απόδοση και κατανάλωση. Η μείωση της ισχύος μετάδοσης θα εξοικονομήσει τη μπαταρία αλλά θα μειώσει το εύρος σήματος και το αντίστροφο. Η ισχύ μετάδοσης στο LoRa είναι ρυθμιζόμενη από  $-4$  dBm έως 20 dBm σε βήματα των 1 dBm. Ωστόσο, στη πραγματικότητα, το εύρος ισχύς περιορίζεται από 2 dBm ως 20 dBm από τους περιορισμούς του υλικού.[18]
- Προσαρμοστικός ρυθμός δεδομένων (ADR). Ένα βασικό χαρακτηριστικό LoRaWAN είναι το ADR που επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει τη χρήση της μπαταρίας και να μεγιστοποιήσει την απόδοση ρυθμίζοντας το ρυθμό μεταφοράς δεδομένων και την ισχύ μετάδοσης για κάθε συσκευή στο δίκτυο LoRa. Αυτή η προσαρμογή ρυθμού σε ένα LoRaWAN επιτρέπει την εύκολη επεκτασιμότητα του δικτύου με τη προσθήκη πυλών. Επιπλέον, η χρήση του ADR αυξάνει σημαντικά τη χωρητικότητα ενός τέτοιου δικτύου, τα πακέτα που μεταδίδονται με διαφορετικά SF που είναι ορθογώνια και μπορούν να μεταδοθούν ταυτόχρονα όπως είδαμε στο 3.3.3 νωρίτερα. Το ADR ελέγχει τη παράμετρο ρυθμού μετάδοσης δεδομένων και της ισχύος μετάδοσης για συνδέσεις UpLink ώστε να είναι στα αποδεκτά όρια του ISM καθώς και να

καλύπτει το μέγιστο SNR (Signal to Noise Ratio) που απαιτείται για την ακριβή αποκωδικοποίηση πακέτων στη μετάδοση πακέτων από τη συσκευή έως τη πύλη. Στη περίπτωση σταθερών συσκευών, ο server διαχειρίζεται το ADR ανάλογα με το ιστορικό των πακέτων UpLink που ελήφθησαν, αυτό ονομάζεται Static ADR. Το ADR δεν λειτουργεί για συσκευές που είναι σε κίνηση λόγω της εξασθένησης του καναλιού που εμφανίζεται καθώς η συσκευή κινείται. Για τις κινητές συσκευές το ADR εκτελείται «τυφλά» από μεριάς της συσκευής γνωστή ως Blind ADR. Τα δίκτυα LoRaWAN χρησιμοποιούν προσαρμοστικές τεχνικές διαμόρφωσης με πολλαπλά κανάλια και πολλές πύλες για τη λήψη πολλαπλών μηνυμάτων από τα διαθέσιμα κανάλια. Κάθε συγκεκριμένο σήμα χρησιμοποιεί ένα μοναδικό SF, με ορθογώνιο διαχωρισμό που παρέχεται από το διαθέσιμο φάσμα επικοινωνίας. [18]

Στις παρακάτω εικόνες βλέπουμε:

*1. Πίνακας με παραδείγματα των εντολών ADR*

Εντολή	Περιγραφή
ADR	Η συσκευή κάνει χρήση αυτού του bit για να κάνει τη πύλη του δικτύου να ρυθμίσει το ρυθμό μεταφοράς της
ADR = 1	Ο server ελέγχει το ρυθμό μεταφοράς της συσκευής
ADR = 0	Ο server δεν ελέγχει το ρυθμό μεταφοράς της συσκευής
ADRACKReq	Επιτρέπει στη συσκευή να λάβει επιβεβαίωση ότι ο server λαμβάνει μηνύματα από τη συσκευή
ADRACKReq = 1	Ο server πρέπει να επιβεβαιώσει με μήνυμα τη λήψη δεδομένων
ADRACKReq = 0	Ο server δεν χρειάζεται να επιβεβαιώσει με μήνυμα τη λήψη δεδομένων
LinkADRReq	Ο server ζητάει τη αλλαγή των παραμέτρων μεταφοράς της συσκευής
LinkADRAns	Η απάντηση της συσκευής στο LinkADRReq του server
LinkADRAns = 1	Οι νέες παράμετροι είναι σε χρήση
LinkADRAns = 0	Η εντολή απορρίφθηκε



6. Flowchart της διαδικασίας ADR [20]



η ταυτότητα του δικτύου και τα υπόλοιπα 25 αποτελούν τη ταυτότητα της συσκευής μέσα στο δίκτυο.

- **Application identifier (AppEUI):** Μια global application ID για το εύρος διευθύνσεων IEEE EU64 που αποτελεί μοναδική ταυτότητα για τη συσκευή και τον ιδιοκτήτη της.
- **Network session key (NwkSKey):** Είναι το κλειδί που χρησιμοποιείτε από το server και τη συσκευή για τον υπολογισμό και τη βεβαίωση ακεραιότητας του κώδικα του μηνύματος για όλες τις επικοινωνίες τους.
- **Application session key (AppSKey):** Είναι το κλειδί που χρησιμοποιείται για τη κρυπτογράφηση και την αποκρυπτογράφηση του περιεχόμενων δεδομένων όλων των μηνυμάτων που αποστέλλονται και λαμβάνονται μεταξύ το server και της συσκευής.

### 4.1.3 Ανάλυση των εντολών MAC

Το LoRaWAN επιτρέπει τη χρήση πολλών εντολών τύπου MAC με το σκοπό ο χρήστης να μπορεί να προσαρμόσει τις παραμέτρους όπως αυτός επιθυμεί [22]. Η εντολή LinkCheckReq είναι η μοναδική που αποστέλλεται από τη συσκευή στο server για να μπορέσει να βεβαιώσει τη σύνδεση της στο δίκτυο, σε αντίθεση με τις υπόλοιπες που στέλνονται πάντα από το server στη συσκευή. Οι υπόλοιπες εντολές που έχει στη διάθεση του ο χρήστης του επιτρέπουν να ελέγξει το ρυθμό των δεδομένων, την ισχύ για τη μετάδοση του σήματος από τη συσκευή, θα ακολουθήσουν παρακάτω μερικά παραδείγματα τέτοιων εντολών[16]:

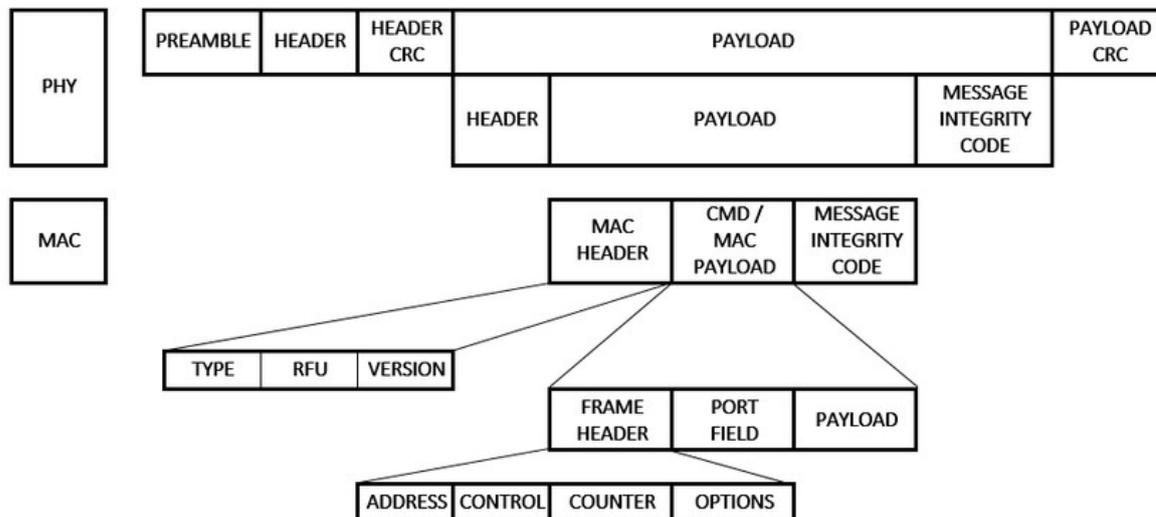
- **LinkADRReq:** αριθμός προσπαθειών να αποσταλθεί ένα πακέτο δεδομένων που δεν έχει επιβεβαιωθεί.
- **DutyCycleReq:** είναι το global duty cycle της συσκευής (δηλαδή η αναλογία χρόνου ενεργής λειτουργίας σε σχέση με την αναλογία χρόνου ενεργής/ανενεργής λειτουργίας).
- **RXTimingSetupReq:** να αλλάξει τις παραμέτρους για το παράθυρο λήψης δεδομένων.
- **NewChannelReq:** να αλλάξει το κανάλι επικοινωνίας που χρησιμοποιεί η συσκευή.
- **DevStatusReq:** να μπορέσει να ελέγξει το επίπεδο της μπαταρίας και τη ποιότητα του σήματος σύνδεσης της συσκευής.

#### 4.1.4 Ανάλυση μηνυμάτων LoRaWAN MAC επιπέδου

Το LoRaWAN χρησιμοποιεί τη φυσική μορφή πλαισίου που περιγράφεται στην ενότητα 3.3.5. Η κεφαλίδα και το CRC είναι υποχρεωτικό για μηνύματα ανερχόμενης ζεύξης, γεγονός που καθιστά αδύνατη τη χρήση συντελεστή διασποράς έξι σε LoRaWAN. Τα μηνύματα Downlink έχουν τη κεφαλίδα, αλλά όχι CRC. Ο ρυθμός κώδικα που πρέπει να είναι χρησιμοποιηθεί δεν έχει ρυθμιστεί όπως δεν έχει ρυθμιστεί και το πότε οι συσκευές πρέπει να χρησιμοποιήσουν τη ρύθμιση χαμηλού ρυθμού δεδομένων, οι εντολές τύπου MAC έχουν ελάχιστο μέγεθος της κεφαλίδας 13 byte, το μέγιστο μέγεθός του είναι 28 bytes. Η μορφή μηνύματος απεικονίζεται στην επόμενη εικόνα. Οι πληροφορίες που χρησιμοποιούνται είναι οι εξής[16]:

- DevAddr είναι η σύντομη διεύθυνση της συσκευής.
- FPort είναι ένα πεδίο θύρας πολυπλεξίας.
- FCnt είναι ένας μετρητής καρτέ.
- MIC είναι κρυπτογραφικός κωδικός ακεραιότητας μηνύματος, υπολογισμένος από τις τιμές στα πεδία MHDR, FHDR, FPort και του κρυπτογραφημένου FRMPayload.
- MT είναι ο τύπος μηνύματος, που δείχνει αν πρόκειται για εισερχομένης ή εξερχόμενης σύνδεση μήνυμα και εάν επιβεβαιωμένο το μήνυμα. Ζητείτε αναγνώριση για τα επιβεβαιωμένα μηνύματα.
- Major είναι η έκδοση LoRaWAN που για τώρα δέχεται μόνο τη τιμή μηδέν.
- ADR και ADRAckReq ελέγχουν το μηχανισμό προσαρμογής του ρυθμού δεδομένων από το διακομιστή δικτύου.
- ACK αναγνωρίζει το τελευταίο πακέτο που λήφθηκε.
- FPending υποδεικνύει ότι ο διακομιστής δικτύου έχει επιπλέον δεδομένα για αποστολή και ότι η συσκευή θα πρέπει να στείλει ένα άλλο πλαίσιο το συντομότερο δυνατό, για να ανοίξει σύνδεση ώστε να μπορεί να παραλαμβάνει τα επόμενα δεδομένα.
- FOptsLen είναι το μήκος του πεδίου FOpts σε byte.
- FOpts χρησιμοποιείται για επιπρόσθετες εντολές MAC σε ένα μήνυμα δεδομένων.
- CID είναι το αναγνωριστικό εντολών MAC και τα Args είναι τα προαιρετικά ορίσματα της εντολής.
- FRMPayload είναι το ωφέλιμο φορτίο, το οποίο είναι κρυπτογραφημένο χρησιμοποιώντας AES με μήκος κλειδιού 128 bit.

Στη παρακάτω εικόνα φαίνονται τα στοιχεία που περιέχονται στα μηνύματα που χρησιμοποιούνται από το δίκτυο:



8. Απεικόνιση δεδομένων στα μηνύματα κατηγορίας MAC [23]

## 4.2 Ανάλυση προβλημάτων ασφάλειας που αντιμετωπίζει το LoRaWAN

### 4.2.1 Οντότητες του δικτύου

- Οι “πύλες” αποτελούν το πιο αδύναμο σημείο του LoRaWAN. Στα περισσότερα σενάρια υλοποίησης, χρησιμοποιούνται λίγες με μερικές φορές να είναι μόλις μία ή δυο. Οποιοδήποτε είδος επίθεσης σύλληψης ή φυσικής επίθεσης θα καταστρέψει την επικοινωνία μεταξύ των συσκευών και του υπόλοιπου δικτύου.
- Οι servers, εξαιτίας του roaming, απαιτούνται πολλοί servers, τουλάχιστον τρεις όπως φαίνεται στο σχήμα διανομής κλειδιού: σπίτι, εξυπηρέτηση και προώθηση. Επιπλέον, απαιτείται ένας server για τη λειτουργία Join και ένας server εφαρμογών. Όλα αυτά φέρνουν τις ακόλουθες προκλήσεις:
  - Αυτές οι διάφορες οντότητες δικτύου περιπλέκουν τη διαχείριση του δικτύου. Η οργάνωση όλων αυτών των servers και Join server, μαζί με τον Application server αποτελεί σημαντική δοκιμασία το πάροχο.
  - Όλα τα κλειδιά είναι ενσωματωμένα (εγκατεστημένα) εκ των προτέρων στις συσκευές. Το ABP του LoRaWAN v1.1 δεν υποστηρίζει την επανεκκίνηση των κλειδιών συνεδρίας. Στο LoRaWAN v1.1, η ανανέωση των κλειδιών συνεδρίας είναι δυνατή μόνο με εντολές Join-startup και Re-Join κατά τη διάρκεια της συνεδρίας OTAA, όπου είναι ευάλωτη από επιθέσεις άρνησης υπηρεσίας, όπου ο θύτης βασικά απαντάει στο ερώτημα του join στη συσκευή πριν μπορέσει να απαντήσει ο server. Ωστόσο, δεν υπάρχει προφανής μηχανισμός για την ανανέωση των βασικών κλειδιών κατά παραγγελία ή περιοδικά. Πρέπει να επινοηθεί μια λύση έτσι ώστε να είναι δυνατή και η ανανέωση για τα κλειδιά ρίζας. Μια υποψήφια λύση μπορεί να εφαρμόσει έναν μηχανισμό για την απόκτηση χρήσης έξυπνων τηλεφώνων για εκκίνηση και εκτέλεση επαναλειτουργίας των βασικών κλειδιών επί τόπου, χρησιμοποιώντας ρητά πιστοποιητικά.
  - Υπάρχει έλλειψη ορισμού στη διάρκεια της περιόδου σύνδεσης (π.χ. μια περίοδος λειτουργίας OTAA) του LoRaWAN v1.1: Είναι ασαφές πόσο διαρκεί μια περίοδος σύνδεσης. Ο χρόνος παραμονής των σημάτων στον αέρα καθορίζεται πολύ καλά στη προδιαγραφή του φυσικού επιπέδου, ωστόσο οι χρόνοι περιόδου λειτουργίας για τα υψηλότερα επίπεδα πρωτοκόλλου δεν αναφέρονται στο έγγραφο προδιαγραφών.

- Η συσκευή, η φυσική ασφάλεια των συνδεδεμένων συσκευών είναι ένας σημαντικός παράγοντας. Για τη προστασία του δικτύου από φυσικές επιθέσεις, ειδικά από επιθέσεις δέσμευσης συσκευών, πρέπει να χρησιμοποιείται υλικό ανθεκτικό σε παραβιάσεις.

#### 4.2.2 Διανομή κλειδιών

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως στην ενότητα 4.1.1, υπάρχουν δύο μηχανισμοί για τη διανομή των κλειδιών: ABP και OTAA. Και οι δύο μέθοδοι έχουν τα μοναδικά τους πλεονεκτήματα, αλλά έχουν επίσης επιπτώσεις στην ασφάλεια όπως περιγράφεται παρακάτω:

- Το ABP μπορεί να είναι ένας εύκολος τρόπος απλοποίησης της υλοποίησης, όμως με το κόστος μειωμένης ασφάλειας, καθώς οι συσκευές ABP χρησιμοποιούν τα ίδια κλειδιά περιόδου λειτουργίας για τη διάρκεια ζωής τους (δηλαδή, δεν είναι εφικτή η ανανέωση). Είναι σημαντικό να έχετε ένα διαφορετικό σύνολο κλειδιών ανά συσκευή. Οι μετρητές πρέπει να διατηρούνται σε μη πτητική μνήμη. Εάν προκύψει πρόβλημα σχετικά με την αποθήκευση των μετρητών στη μη πτητική μνήμη και επίσης στη διαδικασία συνέχισης της τελικής μέτρησης του μετρητή μετά από ένα γεγονός επαναφοράς, τότε η συσκευή θα βγει εκτός του συγχρονισμού και θα είναι άχρηστο μετά από αυτό.
- Το OTAA παρέχει έναν πιο ευέλικτο και ασφαλή τρόπο δημιουργίας κλειδιών συνεδρίας με τους διακομιστές. Επομένως, συνιστάται η χρήση συσκευών OTAA για εφαρμογές με υψηλότερη ασφάλεια. Ωστόσο, οι ακόλουθες ανησυχίες εξακολουθούν να ισχύουν για την OTAA:
  - Για τη διαδικασία ενεργοποίησης του OTAA, τα βασικά κλειδιά απαιτούνται για τη δημιουργία των κλειδιών συνεδρίας. Τα NwkKey και AppKey είναι τα βασικά κλειδιά τύπου AES-128 για τη συσκευή που έχουν εκχωρηθεί στη συσκευή κατά τη κατασκευή της. Αυτά τα κλειδιά πρέπει να αποθηκευτούν με ασφάλεια.
  - Κατά τη διάρκεια της κατασκευής, θα δημιουργηθεί ζεύγος κλειδιών NwkKey / AppKey για κάθε συσκευή ώστε όλα τα σχετικά κλειδιά περιόδου λειτουργίας να δημιουργηθούν αργότερα χρησιμοποιώντας αυτά τα συγκεκριμένα βασικά κλειδιά. Αυτό φέρνει τη πρόκληση για τη παρακολούθηση και τη προστασία αυτών των βασικών ζευγών.
  - Το PKI μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διανομή των κλειδιών στις συσκευές, αντί να τα ενσωματώσει κατά τη διαδικασία κατασκευής. Αυτό θα εισαγάγει περισσότερη ευελιξία και ασφάλεια στο

LoRaWAN. Ως εκ τούτου, με αυτόν το τρόπο, θα ήταν δυνατό να ενημερώνεστε περιοδικά και τα κλειδιά NwkKey και AppKey.

### 4.2.3 Εφαρμογή

Αυτές οι ευπάθειες γενικά οφείλονται σε λάθη κατά την ανάπτυξη ή την εγκατάσταση εφαρμογών, όταν οι προγραμματιστές δεν παρακολουθούν στενά το έγγραφο προδιαγραφών, λόγω της πολυπλοκότητας ή της δυσκολίας εφαρμογής του:

- Η διαδικασία εξόδου πρόκειται για μια σημαντική διαδικασία που πρέπει να χρησιμοποιηθεί για το παροπλισμό των τερματικών συσκευών μετά τη λήξη της άδειας λειτουργίας τους ή θεωρείται ότι έχουν παραβιαστεί και θέλουν να αποκοπούν από το δίκτυο. Εδώ είναι αυτό που αναφέρεται στο έγγραφο προδιαγραφών που σχετίζεται με τη διαδικασία εξόδου για τις τελικές συσκευές: «Η διαδικασία που χρησιμοποιείται για την απενεργοποίηση της περιόδου λειτουργίας είναι η διαδικασία εξόδου, η οποία είναι το αντίστοιχο της διαδικασίας συμμετοχής. Δεν υπάρχει ρητή και αποκλειστική σήμανση LoRaWAN για την εκτέλεση της διαδικασίας εξόδου. Υποτίθεται ότι η συσκευή και το backend (server) βασίζονται σε επίπεδο εφαρμογής σηματοδότησης για την εκτέλεση αυτής της διαδικασίας. Οι κανόνες ενεργοποίησης και οι λεπτομέρειες της σηματοδότησης επιπέδου εφαρμογής δεν εμπίπτουν στο πεδίο αυτής της προδιαγραφής. Ο ορισμός αναμένει τη διεκπεραίωση της διαδικασίας εξόδου από το προγραμματισμό επιπέδου εφαρμογής. Είναι προφανές ότι υπάρχει έλλειψη στο τυπικό ορισμό που σχετίζεται με τη διαδικασία εξόδου και αυτό μπορεί να προκαλέσει επιπλοκές κατά τη διάρκεια των μακροπρόθεσμων εργασιών. Για παράδειγμα, μια διαδικασία εξόδου μιας τελικής συσκευής θα πρέπει να έχει ως αποτέλεσμα το τερματισμό όλων των αναγνωριστικών, κωδικών πρόσβασης και μετρητών που σχετίζονται με τη συγκεκριμένη τελική συσκευή μόνιμα. Συνιστάται στους προγραμματιστές επιπέδου εφαρμογής να είναι πολύ προσεκτικοί ώστε να μην παραλείψουν τη συμπερίληψη διαδικασιών εξόδου για σκοπούς παροπλισμού.
- DevEUI που πρέπει να αποθηκευτεί στη τελική συσκευή πριν εκτελεστεί η διαδικασία σύνδεσης κατά τη διάρκεια του ΟΤΑΑ. Ο server διατηρεί μια λίστα με DevEUI που χρησιμοποιούνται για όλη τη διάρκεια ζωής του δικτύου. Παρόλο που υπάρχει μια διαδικασία για

την ανανέωση του DevAddr, η διαδικασία ανάκλησης ή ανανέωσης του DevEUI δεν παρέχεται στις προδιαγραφές. Αυτό σχετίζεται κάπως με τη διαδικασία εξόδου που περιγράφεται στη προηγούμενη παράγραφο και θα πρέπει να συμπεριληφθεί ρητά στις προδιαγραφές για την επόμενη κυκλοφορία.

- Μετρητές πλαισίων Αυτή είναι μια ιδιαίτερα ευαίσθητη περιοχή της εφαρμογής τόσο για τη συνδεδεμένη συσκευή όσο και για τους servers. Στο παρελθόν [23], οι ατέλειες ασφαλείας έχουν αυξηθεί από τη κακή διαχείριση των μετρητών. Στη προδιαγραφή του LoRaWAN v1.1, αναφέρονται τα εξής: «Για συσκευές OTAA, οι μετρητές πλαισίων δεν πρέπει να επαναχρησιμοποιηθούν για ένα δεδομένο κλειδί, επομένως πρέπει να δημιουργηθεί νέο πλαίσιο συνόδου πριν από το κορεσμό ενός μετρητή πλαισίου. Συνιστάται να διατηρείται η κατάσταση περιόδου λειτουργίας κατά το κύκλο ισχύος μιας συσκευής. Εάν δεν το κάνετε για συσκευές OTAA σημαίνει ότι η διαδικασία ενεργοποίησης θα πρέπει να εκτελείται σε κάθε κύκλο ισχύος μιας συσκευής» [25]. Η αναφερόμενη κατάσταση απαιτεί την αποθήκευση των μετρητών πλαισίων στη μόνιμη μνήμη εγκαίρως.
- JoinEUI που πρέπει να αποθηκευτεί στις τελικές συσκευές πριν ξεκινήσει η διαδικασία OTAA. Αυτό σημαίνει ότι, οποιαδήποτε πιθανή αλλαγή του Join Server που θα απαιτούσε αλλαγή JoinEUI, θα επηρέαζε όλες τις προηγουμένως συνδεδεμένες συσκευές. Όλες αυτές οι συσκευές θα ήταν άχρηστες, επομένως, δεν υπάρχει καθορισμένη διαδικασία ανανέωσης JoinEUI. Στη τρέχουσα έκδοση, το Join Server θεωρείται ότι συνεχίζει να χρησιμοποιεί το ίδιο JoinEUI για όλη τη διάρκεια ζωής του δικτύου.
- Ασφαλής αποθήκευση κλειδιών, στις προδιαγραφές αναφέρεται ότι, εκτός από τα κλειδιά root NwkKey και AppKey, όλα τα κλειδιά συνεδρίας πρέπει να αποθηκευτούν με ασφαλές τρόπο, έτσι ώστε να αποτραπεί η εξαγωγή και η επαναχρησιμοποίηση αυτών των κλειδιών από τους αντιπάλους. Είναι δυνατή η εξασφάλιση μη πτητικής μνήμης των συσκευών με το κόστος εργαλείων που υποστηρίζονται από υλικό όπως SE (Secure Element) από μεριά της συσκευής ή HSM (Hardware Security Module) από μεριά του server. Ωστόσο, από όσα γνωρίζουμε, η ασφάλεια της πτητικής μνήμης δεν υποστηρίζεται από υλικό και αποτελεί μια σημαντική πρόκληση από την άποψη του λογισμικού.

#### 4.2.4 Εμπιστοσύνη

Οι servers θεωρούνται αξιόπιστα σημεία για τη σωστή μετάδοση κρυπτογραφημένων μηνυμάτων από άκρο σε άκρο. Στις προδιαγραφές του LoRaWAN v1.1, αναφέρεται πως τα φορτία εφαρμογών κρυπτογραφούνται από άκρο σε άκρο μεταξύ της συσκευής και του application server, αλλά προστατεύονται με ακεραιότητα μόνο με τρόπο hop-by-hop: ένα hop μεταξύ της συσκευής και του network server, και το άλλο hop μεταξύ του network server και του application server. Όπως αναφέρεται στο [26], αυτό σημαίνει ότι, ένας εκτεθειμένος network server μπορεί να είναι σε θέση να αλλάξει το περιεχόμενο των μηνυμάτων δεδομένων κατά τη μεταφορά, όπου μπορεί ακόμη και να επιτρέψει στο network server να συμπεράνει κάποιες πληροφορίες σχετικά με τα δεδομένα παρατηρώντας την αντίδραση των συσκευών και του application server της εφαρμογής δείχνει στα τροποποιημένα δεδομένα. Ως συμπέρασμα έχουμε πως η προστασία της εμπιστευτικότητας και της ακεραιότητας μεταξύ όλων των servers δεν περιγράφεται ή υποστηρίζεται από το LoRaWAN v1.1.

Ενώ οι προδιαγραφές εφαρμόζουν μια ενοποιημένη υποδομή για network servers στην οποία οι διαχειριστές δικτύου δεν είναι σε θέση να παρακολουθούν τα δεδομένα εφαρμογών, υπάρχει κάποια έμφυτη εμπιστοσύνη στο network server ότι δεν θα εκτελέσει επιλεκτική επίθεση προώθησης.

#### 4.2.5 Roaming

Η υποστήριξη roaming είναι ένα από τα καινοτόμα χαρακτηριστικά που παρουσιάζονται στο LoRaWAN v1.1. Ωστόσο, φέρνει επιπλέον προκλήσεις:

- Και οι δύο εκδόσεις του LoRaWAN είναι επιρρεπείς σε επιθέσεις bit-flipping που συμβαίνουν μεταξύ των servers. Η υιοθέτηση του handover-roaming στο v1.1 κάνει τη κατάσταση χειρότερη.
- Το handover-roaming επιτρέπει περισσότερες δυνατότητες για επίθεση MITM (Man In The Middle).
- Η μεταφορά roaming μπορεί να προκαλέσει fallback, δηλαδή να αναγκαστεί να λειτουργήσει το δίκτυο με firmware προηγούμενης έκδοσης όπως το LoRaWAN v1.0, όταν το back-end (Network Server) που εξυπηρετεί τη roaming συσκευή λειτουργεί με παλαιότερη έκδοση του LoRaWAN, δηλαδή v1.0 [27].

#### **4.2.6 Συμβατότητα**

Το LoRaWAN είναι συμβατό προς τα πίσω. Για λόγους συμβατότητας, το δίκτυο LoRaWAN v1.1 θα μπορεί να λειτουργήσει προς τα πίσω συμβατό με τις τελικές συσκευές LoRaWAN v1.0. Αυτή η δυνατότητα είναι αρκετά ενδιαφέρουσα όσον αφορά τη μακροπρόθεσμη παροχή και εμπορία του LoRaWAN, αλλά αυτό μπορεί να εισάγει πρόσθετους κινδύνους στο μέλλον, ειδικά στο δίκτυο που αποτελείται κυρίως από συσκευές LoRaWAN v1.1 που μπορεί να εκτεθούν από τις λιγότερο προστατευμένες συσκευές.

### **4.3 Ανάλυση χρονοδιαγράμματος για τη χρήση των LoRaWAN συσκευών**

Θα εμφανιστούν νέα επιχειρηματικά μοντέλα καθώς όλο και περισσότερες συσκευές LPWAN και IoT αναπτύσσονται το 2021, θα δούμε αύξηση στα νέα επιχειρηματικά μοντέλα. Το παραδοσιακό μοντέλο συνδεσιμότητας που έχουμε συνηθίσει να έχουμε προβλέπεται να αντιπροσωπεύει λιγότερο από το 10% όλων των περιπτώσεων χρήσης. Οι εταιρείες δεν θέλουν πλέον να είναι κλειδωμένες σε προμηθευτή. Το παραδοσιακό επιχειρηματικό μοντέλο συνδεσιμότητας σημαίνει ότι μια εταιρεία πληρώνει ένα συγκεκριμένο χρηματικό ποσό για κάθε συσκευή που έχει συνδέσει στο δίκτυο. Το κίνητρο αυτής της υιοθέτησης είναι η ανάγκη για περισσότερη τυποποίησης και χρήσης αληθινού open source κώδικα καθώς οι επιχειρήσεις απομακρύνονται από ιδιόκτητες λύσεις. Άλλοι παράγοντες που οδηγούν αυτή την υιοθέτηση είναι οι συνεχώς αυξανόμενες απαιτήσεις σε επίπεδο υπηρεσιών, η πρόσβαση και η ιδιοκτησία των δεδομένων. Ακόμα η χρήση του LoRaWAN στο περιβάλλον βιομηχανικής παραγωγής θα αποτελέσει το επόμενο βήμα για τον αυτοματισμό παραγωγής, όμως τη πιο εμφανή αναβάθμιση συστημάτων θα γίνει εμφανές στο κοινό πολίτη στις πόλεις. Με το κορεσμό των δικτύων των πόλεων λόγω του μεγάλου αριθμού συσκευών και πληθυσμού, η αντιμετώπιση παρεμβολών μεταξύ σημάτων γίνεται δυσκολότερη, το LoRaWAN όμως λειτουργεί σε εύρος που είναι ανεπηρέαστο ως τώρα από τα άλλα δίκτυα. Υπάρχουν ήδη πολλές προτάσεις για τις νέες δυνατότητες που θα κάνουν τις πόλεις όλο και περισσότερο πιο έξυπνες. Η εθνική βιβλιοθήκη ιατρικής της ΗΠΑ δημοσίευσε μια έρευνα για τη χρήση του LoRaWAN για την επικοινωνία μεταξύ έξυπνων συσκευών και αυτοκινήτων στη δημοσίευση τους στο άρθρο “LoRa Architecture for V2X Communication: An Experimental Evaluation with Vehicles on the Move”[28]. Ήδη υπάρχουν συστήματα για έξυπνα συστήματα για τις πόλεις όπως φαίνονται στο παρακάτω πίνακα.

## 2. Πίνακας ζευγών χρήσεως με τεχνολογίες που τις καλύπτουν

Σενάριο Χρήσης	Πιθανά Δίκτυα	Ρυθμός Μεταφοράς	Αποδεκτός Χρόνος Καθυστέρησης	Πηγή Ενέργειας
Κατασκευαστική ακεραιότητα	LoRa, Wi-Fi, Ethernet	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	30 λεπτά για δεδομένα και 10 δευτερόλεπτα για συναγεμμούς	μπαταρίες
Επεξεργασία Λυμάτων	Wi-Fi, 3G και 4G	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	30 λεπτά για δεδομένα	μπαταρίες και θεριστική ενέργεια
Ποιότητα αέρα	LoRa, Bluetooth, Wi-Fi	1 ανά 30 λεπτά ανά συσκευή	5 λεπτά για δεδομένα	Φωτοβολταϊκά
Συσσώρευση κίνησης αυτοκινήτων	LoRa, Bluetooth, Wi-Fi	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	5 λεπτά για δεδομένα	μπαταρίες και θεριστική ενέργεια
Κατανάλωση ενέργειας πόλης	PLC, Ethernet	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	5 λεπτά για δεδομένα	Κεντρική γραμμή ρεύματος
Έξυπνο πακετάρισμα	LoRa, Wi-Fi, Ethernet	Μετά από αίτηση	1 λεπτό	θεριστική ενέργεια
Έξυπνος φωτισμός	LoRa, Wi-Fi, Ethernet	Μετά από αίτηση	1 λεπτό	Κεντρική γραμμή ρεύματος
Αυτοματοποίηση δημόσιων κτηρίων	LoRa, Wi-Fi, Ethernet	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	5 λεπτά για δεδομένα	Κεντρική γραμμή ρεύματος και μπαταρίες
Παρακολούθηση επιπέδων θορύβου	Lora, Ethernet	1 ανά 10 λεπτά ανά συσκευή	5 λεπτά για δεδομένα	μπαταρίες και θεριστική ενέργεια

Παρατηρούμε πως ορισμένες από αυτές τις εφαρμογές έχουν απαιτήσεις για τη μεταφορά δεδομένων που το LoRaWAN δεν μπορεί να εξυπηρετήσει λόγω των περιορισμών των δεδομένων που έχουμε αναφέρει. Επομένως συμπεραίνουμε πως παρά τις νέες ικανότητες που έχουμε στη διάθεση μας, το LoRaWAN θα πρέπει να αποτελέσει μέρος κάποιας υβριδικής λύσης για την ολοκληρωμένη εξυπηρέτηση των νέων συσκευών για το IoT.

## 4.4 Εναλλακτικές επιλογές

### 4.4.1 Symphony Link

Η πλειοψηφία των εργαλείων που έχει ο χρήστης να επιλέξει είναι κατασκευασμένα πάνω στο πρωτόκολλο LoRaWAN, οπότε παρά το γεγονός ότι μπορεί μεταξύ τους να έχουν διαφορετικές ικανότητες για διαφορετικές λειτουργίες, έχουν όλες μαζί τις ίδιες αδυναμίες που αντιμετωπίζει το LoRaWAN στο οποίο είναι όλα βασισμένα. Όμως υπάρχει και άλλη επιλογή που δεν είναι βασισμένη στο LoRaWAN αλλά αποτελεί ανταγωνιστής του που σχεδιάστηκε συγκεκριμένα για την αντιμετώπιση των περιορισμών που παρουσιάζονται στο πρωτόκολλο LoRaWAN. Το όνομα αυτού του πρωτοκόλλου είναι Symphony Link από τη link labs που είναι επίσης open source και βασισμένο στο φυσικό επίπεδο του LoRa όπως το LoRaWAN. Παρακάτω θα αναλύσουμε τις διαφορές τους:

- Εγγυημένη λήψη μηνύματος: το LoRaWAN αποτελεί ασύγχρονο πρωτόκολλο με τη χρήση της μεθόδου ALOHA, ως αποτέλεσμα υπάρχει πολύ περιορισμένη αναγνώριση λήψης μηνύματος, με ρυθμό λάθους μεταφοράς πακέτου στο ύψος του 50%. Το Symphony Link είναι σύγχρονο πρωτόκολλο που πραγματοποιεί ρυθμό μεταφοράς με 0% λάθος, κάτι αναγκαίο σε πολλές βιομηχανικές χρήσεις συσκευών IoT.
- Ανανέωση λογισμικού μετά εγκατάσταση. Ένα από τα πιο σημαντικά προνόμια του Symphony Link από το LoRaWAN είναι πως έχει τη δυνατότητα να ανανεώσει το λογισμικό των συσκευών του μετά την εγκατάστασή τους, κάτι που κάνει πολύ πιο εύκολη την ικανότητα ενός κατασκευαστή να προωθήσει μια νέα συσκευή στην αγορά. Το LoRaWAN έχει στις προδιαγραφές του την ικανότητα να κάνει ανανέωση λογισμικού αλλά με τους περιορισμούς του αναγκαίου χρόνου για να πραγματοποιηθεί αυτό, που μπορεί να είναι και μέρες, μαζί με τη πολυπλοκότητα της υλοποίησης της ανανέωσης στο επίπεδο της εφαρμογής, τη καθιστά πρακτικά μη εφικτή.
- Δεν έχει όριο στο χρόνο ενεργής πρόσβασης στο κανάλι επικοινωνίας. Το Symphony Link δεν χρησιμοποιεί το ISM εύρος συχνότητας που καθιστά το περιορισμό της πρόσβασης στο κανάλι επικοινωνίας κοντά στο 1% της συσκευής όπως το LoRaWAN, χρησιμοποιεί το εύρος Listen Before Talk (LBT) σε συνδυασμό με το εύρος της προσαρμόσιμης συχνότητας, οπότε δεν έχει περιορισμούς για το χρόνο που είναι ενεργές οι συσκευές στο κανάλι επικοινωνίας όπως το LoRaWAN.
- Χρήση επαναλήπτων. Αφού το Symphony Link αποτελεί σύγχρονο πρωτόκολλο, μπορεί να κάνει χρήση επαναλήπτων για την επέκταση της

εμβέλειας του δικτύου, μια τέτοια λειτουργία καθίσταται αδύνατη στο LoRaWAN από το περιορισμό του duty cycle όπως αναφέρθηκε στη προηγούμενη παράγραφο. Ακόμα οι επαναλήπτες είναι πολύ χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας, οπότε μπορούν να είναι με μπαταρίες ή και με χρήση φωτοβολταϊκών για πηγή ρεύματος.

- Ποιότητα υπηρεσίας. Στο Symphony Link, τον έλεγχο του δικτύου που δημιουργείτε τον έχουν οι πύλες που συνδέουν τις συσκευές, οπότε έχουν την ικανότητα να εγκαταστήσουν κανόνες για ποια δεδομένα αποτελούν υψηλή προτεραιότητα και ποια είναι χαμηλής προτεραιότητας για την ακόμα καλύτερη εξυπηρέτηση του σκοπού τους.
- Δεν χρειάζεται η ρύθμιση κάθε συσκευής ξεχωριστά, όλες οι συσκευές έχουν τις ίδιες ρυθμίσεις για το server και η ανταλλαγή κλειδιών γίνεται με τη χρήση της αρχιτεκτονικής Diffie Hellman AES βασισμένη σε PKI.
- Τον έλεγχο της ισχύς μετάδοσης σε αληθινό χρόνο. Στο LoRaWAN μια συσκευή κοντά σε μια πύλη μπορεί να επισκιάσει εντελώς μια συσκευή που είναι μακριά από τη πύλη με αποτέλεσμα να μην φτάσει καθόλου το μήνυμά της, στο Symphony Link η συσκευή πριν στείλει το μήνυμά καθορίζει την απόσταση της από τη πύλη και προσαρμόζει τις ρυθμίσεις της ανάλογα με τις ανάγκες της για την επιτυχημένη μετάδοση του μηνύματος.
- Τον έλεγχο του ρυθμού μεταφοράς δεδομένων σε αληθινό χρόνο. Και το LoRaWAN και το Symphony Link έχουν ADR που τους επιτρέπει να αλλάξουν ρυθμό μεταφοράς ανάλογα με τις επιθυμίες τους. Όμως το Symphony Link προσαρμόζει τις ρυθμίσεις του για τη καλύτερη δυνατή επίδοση και αξιοπιστία ενώ το LoRaWAN για τη μέγιστη χωρητικότητα του δικτύου. Ακόμα, μιας και οι ρυθμίσεις μεταφοράς δεδομένων όπως και οι ρυθμίσεις της ισχύος μετάδοσης του LoRaWAN έρχονται από το server αυτό σημαίνει πως μια συσκευή μπορεί να μην προλάβει να λάβει τις νέες ρυθμίσεις και να μην μπορέσει να έχει ξανά επιτυχημένη σύνδεση μετά από την αλλαγή των συνθηκών που έκανε το server να κρίνει την αλλαγή των ρυθμίσεων αναγκαία.
- Ασφάλεια. Στη πραγματικότητα τα προβλήματα ασφάλειας που αντιμετωπίζει το LoRaWAN αποτελούν πρόβλημα για μικρό ποσοστό των χρηστών, όμως η μέθοδος μετάδοσης των κλειδιών δημιουργεί ανησυχίες. Το Symphony Link χρησιμοποιεί το Public Key Infrastructure (PKI) όπου έχει χαρακτηριστεί ως απαραβίαστο από τη NSA (National Security Agency) των ΗΠΑ (Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής).
- Χρήση πολλαπλών πυλών και αντιμετώπιση παρεμβολής. Το LoRaWAN κάνει χρήση των ίδιων καναλιών συχνότητας για όλες τις πύλες ανεξάρτητα από ποιο δίκτυο είναι συνδεδεμένες. Αυτό σημαίνει πως ο server ενός χρήστη μπορεί να λάβει μηνύματα από το δίκτυο του, και

παρά το γεγονός ότι ο server του πρώτου χρήστη δεν μπορεί να διαβάσει τα μηνύματα, το δίκτυο του δεύτερου χρήστη κάνει κατανάλωση της χωρητικότητας του πρώτου χρήστη.

- Το Symphony Link έχει τέσσερις φορές τη χωρητικότητα του LoRaWAN σε συσκευές
- Το Symphony Link δεν χρειάζεται ειδική ταυτότητα από το LoRa Alliance για τη λειτουργία του, κάτι που χορηγείτε μόνο σε συνδρομητές που κάνουν δωρεές ύψους 20.000 δολάρια το χρόνο.

#### 4.4.2 NarrowBand IoT

Το NarrowBand IoT είναι μια καταχωρημένη τεχνολογία κινητού δικτύου βασισμένο στο LTE που ανήκει στη 3GPP, αποτελεί μέλος της κατηγορίας LPWAN δικτύων. Το NB-IoT έχει την ικανότητα να έχει μεγαλύτερη ασφάλεια από το LoRaWAN αλλά και χαμηλότερο χρόνο απόκρισης μεταξύ των επικοινωνιών μεταξύ των συσκευών στο δίκτυο όπου σύμφωνα με το Statista θα είναι μαζί με το LoRaWAN θα αποτελούν το 85,5% όλων των LPWAN δικτύων μέχρι το 2023.

Η 3GPP δεν παρέχει επίσημο ορισμό για το πρωτόκολλο NB-IoT. Το NB-IoT κατασκευάστηκε ειδικά με έμφαση τους στάσιμους αισθητήρες χαμηλής ισχύος. Αυτό το πρωτόκολλο προσφέρει περιοχές ευρείας κάλυψης με βαθιά εσωτερική διείσδυση. Σε αντίθεση με το LoRaWAN, αυτό είναι ένα πρωτόκολλο με ανάγκη άδειας που είναι πιθανό να κοστίζει περισσότερο μακροπρόθεσμα, αλλά παρέχει μια καλύτερη συνολική εμπειρία για τους χρήστες ενώ έχουν ξεκινήσει την υιοθέτηση της τη χρήσης ενσωματωμένης SIM (eSIM).

Η μεγαλύτερη διαφορά μεταξύ των δύο είναι η αποδοτικότητα κόστους. Οι λύσεις LoRaWAN μπορούν να επιτύχουν χαμηλότερο λειτουργικό κόστος σε σύγκριση με το NB-IoT τόσο λόγω της χρήσης φάσματος χωρίς άδεια όσο και λόγω της χαμηλότερης κατανάλωσης ισχύος τους η οποία, με τη σειρά της, επεκτείνει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας και μειώνει το κόστος συντήρησης σε συνδυασμό με το γεγονός ότι και τα εξαρτήματα είναι φτηνότερα από αυτά του NB-IoT όπως βλέπουμε στο πίνακα παρακάτω.

Με το μέγιστο ρεύμα να είναι το ένα τέταρτο της κατανάλωσης των NB-IoT συσκευών, τα LoRaWAN διαρκούν περισσότερο, ειδικά σε εφαρμογές με υψηλούς ρυθμούς ανανέωσης. Οι δυνατότητες αυτό-ανάπτυξης του LoRaWAN και η ωριμότητα του οικοσυστήματος chipset (συσκευή), gateway (πύλη) και cloud service (server) το καθιστούν ιδανικό για οργανισμούς που απαιτούν πλήρη ιδιοκτησία της υποδομής τους, είτε εταιρική, σε πανεπιστημιούπολη, έξυπνο κτίριο ή γεωργική καλλιέργεια. Αντίθετα, το NB-IoT ταιριάζει καλύτερα σε εμπορικές και καταναλωτικές εφαρμογές IoT που απαιτούν συνδεσιμότητα σε περιφερειακή ή και παγκόσμια κλίμακα.

Ακολουθούν περισσότερες διαφορές μεταξύ των δυο πρωτοκόλλων:

Κατανάλωση ρεύματος. Το LoRaWAN καταναλώνει λιγότερη ενέργεια σε σύγκριση με το NB-IoT, καθιστώντας το τη πιο βιώσιμη λύση για έργα που απαιτούν υψηλότερους ρυθμούς ανανέωσης.

- Αυτονομία. Δεδομένου ότι καταναλώνει λιγότερη ισχύ, το LoRaWAN παρέχει επίσης μεγαλύτερη διάρκεια ζωής μπαταρίας σε σύγκριση με το NB-IoT (15+ χρόνια σε σύγκριση με 10+ χρόνια).
- Ο μέγιστος ρυθμός μεταφοράς δεδομένων για το NB-IoT είναι 60 Kbps, που είναι υψηλότερο από το 50Kbps του LoRaWAN.
- Ασφάλεια. Το NB-IoT είναι μια πιο ασφαλές λύση λόγω της κρυπτογράφησης 256-bit της 3GPP σε σύγκριση με το AES 128-bit για το LoRaWAN.
- Ο χρόνος απόκρισης στο NB-IoT είναι συνήθως χαμηλότερος από το LoRaWAN.
- Επειδή οι συσκευές LoRaWAN συνδέονται με το server του δικτύου και όχι στη πύλη, είναι πιθανό μια συσκευή να κινείται μεταξύ των πυλών. Η κινητικότητα LoRaWAN υποστηρίζεται επίσημα στην έκδοση κατηγορίας V1.1, αλλά οι συσκευές LoRa που κινούνται μεταξύ πυλών εξακολουθούν να έχουν υψηλό κίνδυνο να βρεθούν σε νεκρά σημεία. Από την άλλη πλευρά, το NB-IoT δεν σχεδιάστηκε για να είναι φορητό. Η χειραγία μεταξύ μιας συσκευής NB-IoT και του πύργου κυψελών πραγματοποιείται μία φορά και παρόλο που θα μπορούσε να αναγκαστεί να επαναλάβει τη σάρωση και να εγγραφεί σε ένα νέο πύργο, αυτό θα απαιτούσε περισσότερη ισχύ.

### 4.4.3 DASH7

Στο DASH7, μία συσκευή επιλέγει μια πύλη για επικοινωνία. Ψάχνει για πύλες εντός της εμβέλειας της και επιλέγει μία από αυτές για επικοινωνία με βάση την ισχύ του σήματος με τη χρήση του RSSI (Received Signal Strength Indicator). Κατά τη μετακίνηση, η συσκευή στέλνει τα δεδομένα στην ίδια πύλη που είχε ήδη συνδεθεί. Σε αυτήν τη περίπτωση, η συσκευή δεν θα λάβει καμία αναγνώριση και θα εντοπίσει ότι το η σύνδεση χάθηκε λόγω αλλαγής τοποθεσίας. Ακολουθεί ανάλυση για των μεθόδων μεταφοράς για Uplink και Downlink μεταξύ συσκευών και πυλών.

- **Μετάδοσης από συσκευή στη πύλη (Uplink):** Μια συσκευή χρησιμοποιεί τη διαδικασία CSMA / CA για μετάδοση ενός μηνύματος και θα προστατεύσει το κανάλι πριν από τη μετάδοση. Μία συσκευή θα επικοινωνήσει με οποιοδήποτε πύλη που αναγνωρίζει το μήνυμά του. Σε περίπτωση που η σύνδεση χαθεί με τη πύλη που είχε συνδεθεί, η συσκευή θα στείλει το επόμενο μήνυμα ως ανοιχτή μετάδοση, και θα επικοινωνήσει με τη πύλη που ανταποκρίνεται στο μήνυμα. Εάν ανταποκρίνονται πολλές πύλες, η συσκευή θα επιλέξει τη καλύτερη πύλη σύμφωνα με τη ποιότητα της σύνδεσης και ξεκινήστε την επικοινωνία με αυτόν με τρόπο unicast, δηλαδή με ένα αποστολέα και ένα λήπτη έως ότου η σύνδεση χαθεί ξανά. Εάν το συσκευή δεν χρησιμοποιεί ασφάλεια, μπορεί να επικοινωνήσει με οποιοδήποτε πύλη σε εμβέλεια. Αλλά εάν εφαρμοστεί η ασφάλεια δικτύου, η συσκευή μπορεί να επικοινωνεί μόνο με τις πύλες που μοιράζονται το ίδιο κλειδί δικτύου. Τα κλειδιά δικτύου είναι ήδη κοινόχρηστα. Οι προδιαγραφές πρωτοκόλλου D7A δεν περιλαμβάνουν τρόπο ή μέθοδο εκχώρησης κλειδιών, οπότε ο προγραμματιστής είναι ελεύθερος να εφαρμόσει δικό του σχέδιο.
- **Μετάδοσης από πύλη στη συσκευή (Downlink):** Στη κάτω σύνδεση υπάρχουν δύο τρόποι επικοινωνίας: Pull και Push, μία συσκευή μπορεί να λάβει δύο τύπους πλαισίων:
  - Πλαίσια φόντου που αποστέλλονται από τη πύλη σε μία συσκευή για ομαδικό συγχρονισμό χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Pull.
  - Πλαίσια προσκληνίου χρησιμοποιούνται για αίτημα ή απάντηση μεταξύ της συσκευής και της πύλης ή δύο συσκευές χρησιμοποιώντας είτε Push ή Pull.

Εάν μία συσκευή είναι στατική, εκχωρείται σε ένα συγκεκριμένη πύλη. Αν υπάρχουν δεδομένα για μετάδοση, η συσκευή θα στείλει τα δεδομένα στη πύλη και θα περιμένει απάντηση. Όταν απομακρύνεται από τη κάλυψη της ενεργής πύλης στην εμβέλεια μια νέας πύλης, η συσκευή θα εντοπίσει ότι η τοποθεσία έχει αλλάξει όταν δεν λάβει αναγνώριση για τη μετάδοση πλαισίου. Σε αυτήν τη περίπτωση, η συσκευή ανακαλύπτει τη νέα πύλη στο εύρος χρησιμοποιώντας το μήνυμα ανοιχτής μετάδοσης και κάνει νέα σύνδεση σε αυτή. Χρησιμοποιώντας τη σάρωση παρασκηνίου που θα εξηγηθεί παρακάτω, η συσκευή θα ενημερωθεί με τις πληροφορίες της νέας ενεργής πύλης. Στο downlink, η συσκευή χρησιμοποιεί τη σάρωση προσκηνίου για να λάβει το αίτημα και δεδομένα από τη πύλη. Σε κάθε πύλη έχει οριστεί κάποια συσκευή. Όταν μία συσκευή είναι στην εμβέλεια πύλης, θα ανταποκριθεί στα αιτήματα που επισυνάπτονται σε αυτή αν έχει το ισχυρότερο σήμα μετάδοσης. Εάν δεν υπάρχει απάντηση, η πύλη αντιλαμβάνεται ότι αυτή η συσκευή δεν είναι πλέον προσβάσιμη. Επομένως κινητικότητα είναι εφικτή στο DASH7. Το DASH7 έχει δυο μεθόδους για την επικοινωνία των συσκευών και πυλών του.

- Παρακολούθηση σάρωσης και λήψης μηνυμάτων:

Μία συσκευή αναζητά περιοδικά ένα πλαίσιο PHY με λέξη συγχρονισμού της τάξης 0 για το χρόνο  $T_0$ . Εάν ληφθεί με επιτυχία, η συσκευή θα αποκωδικοποιήσει το πλαίσιο που έλαβε. Το πλαίσιο θα περάσει τα τρία βήματα φιλτραρίσματος που υποστηρίζει το DLL, δηλαδή είναι:

- Υποδίκτυο.
- CRC16 και ποιότητα συνδέσμου.
- διεύθυνση συσκευή εάν το πλαίσιο δεν είναι ανοιχτής μετάδοσης.

Εάν δεν λάβει πλαίσιο, η διαδικασία σταματά αμέσως. Εάν περάσει τη διαδικασία φιλτραρίσματος πλαισίου με επιτυχία, τα δεδομένα μεταφέρονται σε ανώτερα επίπεδα. Διαφορετικά, το πακέτο απορρίπτεται και η διαδικασία τελειώνει.

- Σάρωση προσκηνίου και λήψη μηνυμάτων:

Η συσκευή αναζητά ένα πλαίσιο PHY που έχει ένα λέξη συγχρονισμού της τάξης 1 για το χρόνο  $T_0$ . Εάν ληφθεί με επιτυχία, η συσκευή αποκωδικοποιεί το πλαίσιο. Έπειτα περνά τα τρία βήματα φιλτραρίσματος που υποστηρίζει το DLL. Αν η διαδικασία φιλτραρίσματος είναι επιτυχής, τα δεδομένα στο πλαίσιο μεταφέρονται σε ανώτερα στρώματα. Εάν το πλαίσιο δεν περάσει το φιλτράρισμα, είναι απορρίπτεται. Εάν η τιμή του είναι μηδέν, τότε η διαδικασία επαναλαμβάνεται απεριόριστα.

## 4.5 Σπουδαιότητα αντιμετώπισης του *throughput problem*

Όπως έχουμε αναφέρει στις προηγούμενες παραγράφους, το LoRaWAN χρησιμοποιεί το ISM (Industrial Scientific Medic) εύρος συχνότητας στο οποίο υπάρχουν ενεργοί κανονισμοί που επιβάλλονται από κυβερνητικούς φορείς. Από τους δύο περιορισμούς που αντιμετωπίζουμε, ο περιορισμός προς το duty cycle κοντά στο 1% είναι το “πρόβλημα” που προσπαθούμε να αντιμετωπίσουμε, δηλαδή προσπαθούμε να ρυθμίσουμε τη δομή και τις παραμέτρους του δικτύου ώστε να μπορέσει να αξιοποιήσει το διαθέσιμο κανάλι επικοινωνίας του στο μέγιστο των ικανοτήτων του χωρίς να κάθεται χωρίς συσκευές που έχουν το δικαίωμα να επικοινωνήσουν με το server. Από τους κανονισμούς της Ευρώπης, μια συσκευή επιτρέπεται να έχει συνολικά σύνδεση με το server μέχρι δέκα φορές τη μέρα και συνολικά μέχρι 30 δευτερόλεπτα χρόνου στο κανάλι επικοινωνίας. Ταυτόχρονα με αυτή τη δοκιμασία, ο δεύτερος περιορισμός μας περιορίζει την ισχύ που μπορεί να έχει μια συσκευή για την εκπομπή του σήματος της, οπότε ανάλογα με το περιβάλλον που βρίσκεται η συσκευή, η εμβέλεια μπορεί να περιοριστεί σε μεγάλο βαθμό σε σχέση με τη μέγιστη δυνατότητα του. Μια τέλεια λύση θα μας επιτρέψει να μπορούμε να έχουμε το μέγιστο αριθμό ενεργών συσκευών στο δίκτυο για όλες τις ώρες λειτουργίας του ώστε να αξιοποιούμε τη δομή του το μέγιστο δυνατό. Για να μπορέσουμε να βρούμε τις καλύτερες αυτές ρυθμίσεις, χρησιμοποιούμε τη μηχανική μάθηση όπως θα δούμε στο επόμενο κεφάλαιο.



# 5

## Ανάλυση τεχνολογίας μηχανικής μάθησης

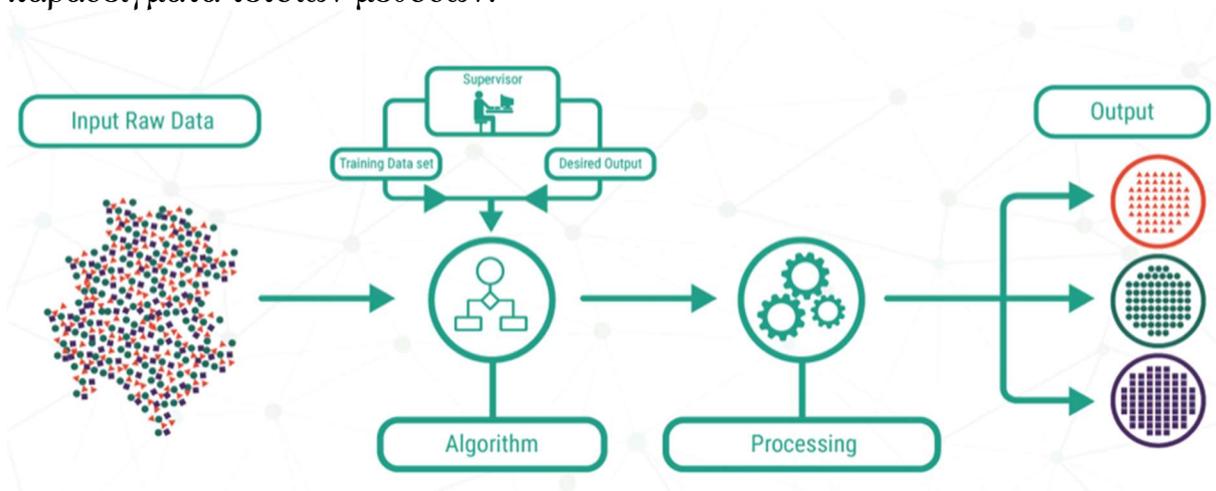
### 5.1 Εισαγωγή

Η τεχνητή νοημοσύνη απευθύνετε στη δημιουργία συστημάτων υπολογιστών που βελτιώνονται κατά συνέπεια μέσω της εμπειρίας. Ένας τομέας της τεχνητής νοημοσύνης είναι η μηχανική μάθηση, χρησιμοποιείται για να διδάξει στις μηχανές πώς να χειρίζονται δεδομένα πιο αποτελεσματικά με το να εξάγουν χαρακτηριστικά από τα δεδομένα που δέχονται, τα χαρακτηριστικά είναι μια ειδική αναπαράσταση των παραδειγμάτων εκπαίδευσης που επιτρέπουν σε έναν συγκεκριμένο αλγόριθμο μηχανικής μάθησης να τα χρησιμοποιεί για τη συλλογή των δεδομένων. Αυτή η διαδικασία για τη δημιουργία αυτών των χαρακτηριστικών ονομάζεται μηχανική χαρακτηριστικών. Ο σχεδιασμός ενός καλού συνόλου χαρακτηριστικών είναι μια πολύ μεγάλη προσπάθεια για τον άνθρωπο. Για το λόγο αυτό, υπήρξε από μόνος του ερευνητικός τομέας τις τελευταίες δεκαετίες. Η μηχανική μάθηση είναι ένας από τους πιο γρήγορα αναπτυσσόμενους εξειδικευμένους τομείς, που βρίσκεται στο σημείο διέλευσης της επιστήμης της πληροφορικής, της στατιστικής. Η συνεχής πρόοδος στη μηχανική μάθηση αποτελεί το αποτέλεσμα της βελτίωσης των νέων μαθησιακών αλγορίθμων, θεωρημάτων και από τη μεγάλη προσβασιμότητα πληροφορίας και χαμηλού κόστος υπολογισμών. Με την αφθονία των διαθέσιμων συνόλων δεδομένων, η ζήτηση για μηχανική μάθηση αυξάνεται. Πολλές βιομηχανίες εφαρμόζουν τη μηχανική μάθηση για να εξάγουν σχετικές πληροφορίες από τα δεδομένα τους σε καλύτερο χρόνο και αποτελεσματικότητα από πριν.

## 5.2 Εισαγωγή στις Μεθόδους Μηχανικής Μάθησης

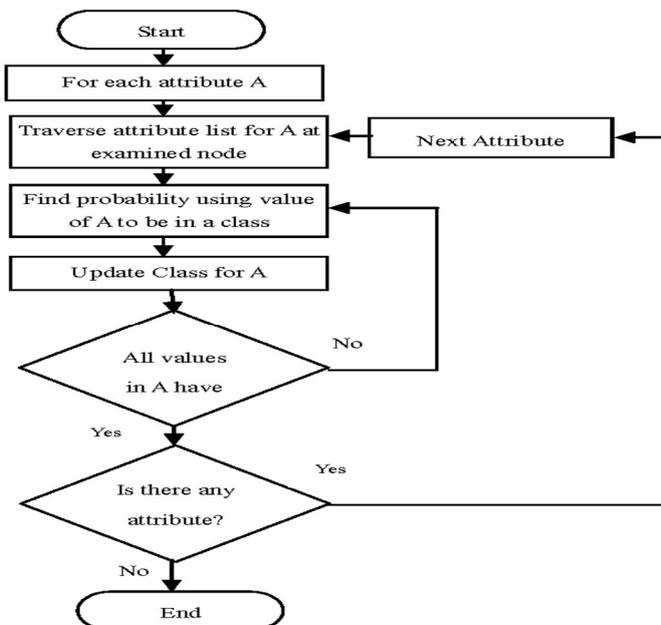
### 5.2.1 Supervised learning

Οι εποπτευόμενοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρειάζονται εξωτερική βοήθεια. Οι πληροφορίες χωρίζονται σε κατηγορίες προετοιμασίας και δοκιμής συλλογικών πληροφοριών. Η συλλογή πληροφοριών προετοιμασίας έχει μια μεταβλητή απόδοσης που πρέπει να προβλέψετε ή να κατηγοριοποιείτε. Όλοι οι υπολογισμοί εκπαιδεύονται να αναγνωρίζουν κάποιο μοτίβο από τη προετοιμασία στην εφαρμογή τους στα δοκιμαστικά δεδομένα. Ακολουθούν παραδείγματα τέτοιων μεθόδων:



#### 9. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για supervised [29]

- Naïve Bayes: Βασικά χρησιμοποιείται για τη συλλογή και ταξινόμηση κειμένου. Η μηχανική του Naïve Bayes βασίζεται σε υπό συνθήκη πιθανότητα. Η πιθανότητα τους να συμβούν είναι ο λόγος που δημιουργεί τα δέντρα που επιλέγει. Αυτά τα δέντρα ονομάζονται διαφορετικά η οργάνωση Bayesian.



#### 10. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Naive Bayes [30]

- **Decision Trees:** Τα δέντρα επιλογής είναι αυτά τα είδη δέντρων που συγκεντρώνουν τις καλύτερες στιγμές ομαδοποιώντας τα ανάλογα με τις τιμές τους. Το δέντρο επιλογής χρησιμοποιείται κυρίως για κατηγοριοποίηση. Κάθε δέντρο αποτελείται από κόμβους και κλαδιά. Κάθε κόμβος απευθύνεται τακτικά σε μια συγκέντρωση που πρέπει να χαρακτηριστεί και κάθε κλάδος αντιμετωπίζει μια τιμή που μπορεί να πάρει ο κόμβος.

```

Input: training examples (Examples), list of predictor attributes (Attributes), current edge (Edge)
Output: root node of the decision tree
1.  $A \leftarrow$  probabilistically selects an attribute from Attributes to visit given the current Edge;
2.  $root \leftarrow$  creates a new decision node representing attribute  $A$ ;
3.  $conditions \leftarrow \emptyset$ ;
4. if  $A$  is a nominal attribute then
5.    $Attributes \leftarrow Attributes - \{A\}$ ;
6.   for all value  $v_i$  in domain of  $A$  do
7.      $conditions \leftarrow conditions + \{A = v_i\}$ ;
8.   end for
9. else
10.   $conditions \leftarrow Discretise(A, Examples)$ ;
11. end if
12. for all attribute condition  $T$  in conditions do
13.    $branch_i \leftarrow$  new branch representing  $T$  of  $root$ ;
14.    $subset_i \leftarrow$  subset of Examples that satisfies  $T$ ;
15.   if  $subset_i$  is empty then
16.     Add a leaf node with the majority class label of Examples below  $branch_i$ ;
17.   else if all examples in  $subset_i$  have the same class label then
18.     Add a leaf node with the class label of  $subset_i$  below  $branch_i$ ;
19.   else if number of examples in  $subset_i$  is below a threshold then
20.     Add a leaf node with the majority class label of  $subset_i$  below  $branch_i$ ;
21.   else if Attributes is empty then
22.     Add a leaf node with the majority class label of  $subset_i$  below  $branch_i$ ;
23.   else
24.     Add the subtree returned by CreateTree( $subset_i, Attributes, branch_i$ ) below  $branch_i$ ;
25.   end if
26. end for
27. return  $root$ ;

```

## 11. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για Decision Tree [31]

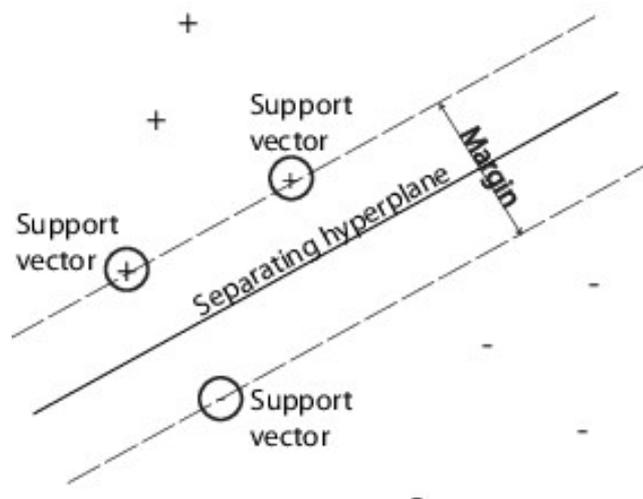
- **Support Vector Machine:** Χρησιμοποιείται ουσιαστικά για κατηγοριοποίηση. Το SVM εξαρτάται από τη κατευθυντήρια γραμμή για τον υπολογισμό των συνολικών εσόδων. Τραβάει ουσιαστικά τις άκρες μεταξύ των κατηγοριών. Οι άκρες σχεδιάζονται έτσι ώστε οι αποστάσεις μεταξύ άκρων και κατηγοριών να μεγιστοποιούνται, ώστε να περιορίζουν το λάθος κατηγοριοποίησης.

```

Define number of features+1 as  $F$  and SVs+1 as  $SV$ 
FOR each SV
  FOR each feature of the SV
    Read streamed data
    Convert it to float
    Store into  $array\_SVs [SV][F]$ 
  END FOR
END FOR
Read streamed data
Convert it to float
Store into  $array\_ay [0] (b \text{ value})$ 
FOR each SV
  Read streamed data
  Convert it to float
  Store into  $array\_ay [SV]$ 
END FOR
FOR each feature
  Read streamed data
  Convert it to float
  Store into  $array\_test [F]$ 
END FOR
FOR each feature
  Clear  $array\_AC [F]$ 
END FOR
FOR each SV
  FOR each feature of the SV
     $array\_AC [F] += array\_ay [SV] * array\_SVs [SV][F]$ 
  END FOR
END FOR
FOR each feature
   $Distance\_value += array\_AC [F] * array\_test [F]$ 
END FOR
 $Distance\_value := b$ 
IF ( $Distance\_value \geq th$ ) THEN
  RETURN 1
ELSE
  RETURN -1
END IF

```

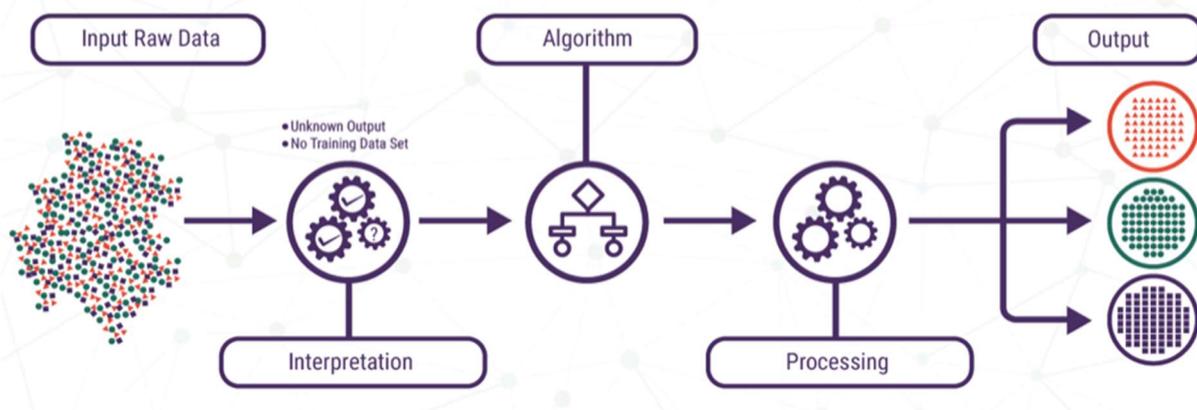
## 12. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για SVM [32]



13. Απεικόνιση της λειτουργίας του SVM [33]

### 5.2.2 Unsupervised learning

Οι μη-εποπτευόμενοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης λαμβάνουν μερικά σημαντικά χαρακτηριστικά από τις πληροφορίες. Όταν έρθουν τα νέα δεδομένα, τότε οι αλγόριθμοι θα χρησιμοποιήσουν τα χαρακτηριστικά που έμαθαν νωρίτερα στα νέα δεδομένα. Χρησιμοποιείται κυρίως για τη συλλογή και τη μείωση των χαρακτηριστικών. Ακολουθούν παραδείγματα τέτοιων μεθόδων:



14. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για unsupervised [34]

- PCA: Στη PCA η μέτρηση πληροφοριών μειώνεται για να κάνει τις μετρήσεις πιο γρήγορες και πιο γρήγορες. Σε παράδειγμα που οι πληροφορίες γράφονται σε ένα δισδιάστατο διάγραμμα, θα το αλλάξει σε μονοδιάστατες πληροφορίες.

```
function align_axes_with_principal_components(P)
    μ ← compute_mean(P)
    for each pi,* ∈ P:
        Pi,* ← Pi,* - μ
    Q ← copy_of(P)
    G ← {ĵ, ĵ̂, k̂, ...} such that |G| = t
    for k: from 0 to t - 1
        c ← a random vector of size t
        do 20 times:
            v ← zero vector of size t
            for each qi ∈ Q:
                v ← v + (qi · c)qi
            c ← v / |v|
        for each qi ∈ Q:
            qi ← qi - (c · qi)c
        a ← Gk
        b ← (c - (a·c)a) / |c - (a·c)a|
        φ ← arctan(b·c / a·c)
        for j from k to t - 1
            u ← a · Gj
            v ← b · Gj
            Gj ← Gj - ua
            Gj ← Gj - vb
            r ← √(u2 + v2)
            θ ← arctan(u/v)
            u ← r cos(θ + φ)
            v ← r sin(θ + φ)
            Gj ← Gj + ua
            Gj ← Gj + vb
    for each pi,* ∈ P:
        for j from 0 to t - 1:
            pij ← pi,* · Gj + μj
```

15. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για PCA [35]

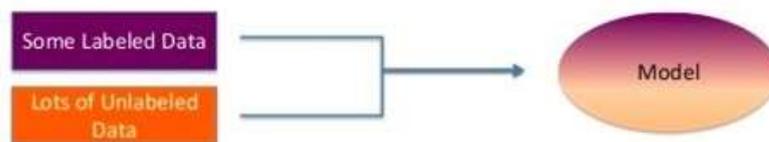
- K-Means Clustering: Η ομαδοποίηση K-Means όταν ξεκινά, κάνει αυτόματα συγκεντρώσεις σε ομάδες. Τα στοιχεία που έχουν όμοια χαρακτηριστικά τοποθετούνται σε ίδια ομάδα. Το μέσο όρο των τιμών σε μια δεδομένη δέσμη είναι το επίκεντρο αυτής της συγκέντρωσης. Αυτός ο υπολογισμός ονομάζεται K-Means γιατί δημιουργεί K ξεχωριστές συγκεντρώσεις.

```
Input:
    D = {t1, t2, ..., Tn } // Set of elements
    K // Number of desired clusters
Output:
    K // Set of clusters
K-Means algorithm:
    Assign initial values for m1, m2, ..., mk
    repeat
        assign each item ti to the clusters which has the closest mean;
        calculate new mean for each cluster;
    until convergence criteria is met;
```

16. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για K-means Clustering[36]

### 5.2.3 Semi-supervised learning

Οι ημι-εποπτευόμενοι αλγόριθμοι μάθησης είναι μια τεχνική που συνδυάζει τη δύναμη τόσο των εποπτευόμενων όσο και των μη-εποπτευόμενων αλγόριθμων. Μπορεί να είναι γεμάτο φρούτα σε αυτούς τους τομείς της μηχανικής μάθησης και εξόρυξη δεδομένων όπου τα δεδομένα χωρίς σήμανση είναι ήδη παρούσα και η λήψη των δεδομένων με ετικέτα είναι κουραστική διαδικασία. Υπάρχουν πολλές κατηγορίες ημι-εποπτευόμενων μάθησης αλγόριθμοι. Μερικοί από τους οποίους αναλύονται παρακάτω:



17. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για semi-supervised [37]

- **Generative Models:** Τα generative πρότυπα είναι ένα από τα η παλαιότερα ημι-εποπτευόμενη μέθοδος μάθησης προϋποθέτει μια δομή όπως μοντέλα μείγματος Gaussian. Εντός των δεδομένων χωρίς ετικέτα, τα μεικτά χαρακτηριστικά μπορούν να είναι αναγνωρίσιμα. ένα παράδειγμα με ετικέτα ανά συστατικό είναι αρκετό για την επιβεβαίωση του μείγματος διανομής.
- **Self-Training:** Στην αυτοεκπαίδευση, εκπαιδεύεται ένας ταξινομητής με ένα μέρος των δεδομένων με ετικέτα. Στη συνέχεια, ο ταξινομητής τροφοδοτείται με δεδομένα χωρίς ετικέτα. Τα σημεία χωρίς ετικέτα και οι προβλεπόμενες ετικέτες προστίθενται μαζί στο σύνολο εκπαίδευσης. Αυτή η διαδικασία στη συνέχεια επαναλαμβάνεται. Ο ταξινομητής εκπαιδεύεται μονός του από τα δεδομένα οπότε λέγεται αυτοεκπαίδευση.

- **Transductive SVM:** Μεταφερτικό διάνυσμα υποστήριξης μηχανή ή TSVM είναι μια επέκταση SVM. Στη TSVM, λαμβάνονται υπόψη δεδομένα με ετικέτα και χωρίς

```

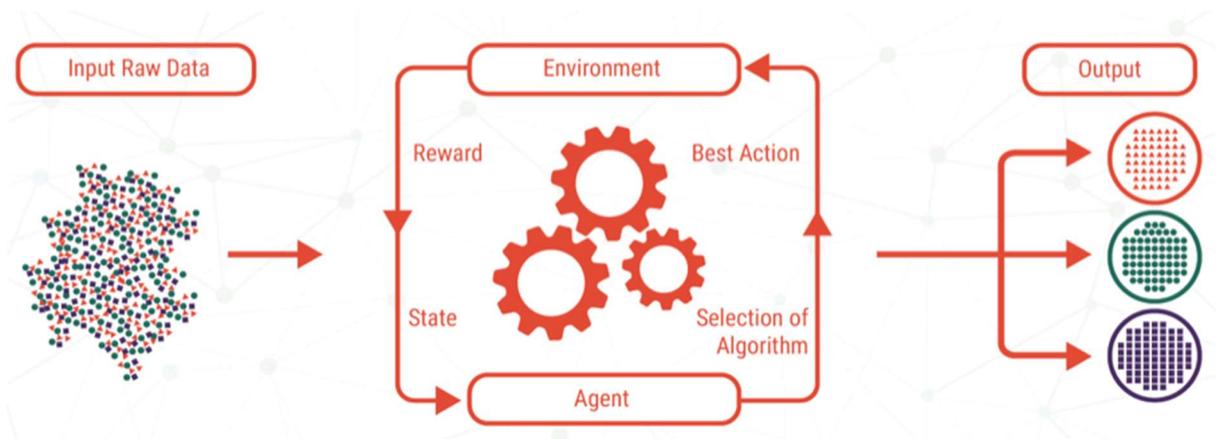
1: Input:  $X, y, Y, \lambda_1, \lambda_2, C, C'$ 
2: Initialize:  $S$  number of epochs,  $m$  number of iterations per epoch,  $m_0$  sub-epoch length,  $\tau$  step length.
3: for  $s = 1$  to  $S$  do
4:    $\bar{w} \leftarrow \nabla f(w_0^s)$ 
5:   for  $k = 0$  to  $m - 1$  do
6:     Pick  $i$  uniformly at random in  $\{1, \dots, n\}$ ;
7:     Compute  $\nabla f(w)$  as in (34);
8:      $\bar{v} \leftarrow \nabla f_i(w_k^s) - \nabla f_i(w_0^s) + \bar{w}$ ;
9:      $w_{k+1}^s = w_k^s - \tau \bar{v}$ ;
10:  end for
11:  Define  $\sigma_0, \sigma_1, \dots, \sigma_{m_0-1}$  following Definition 2;
12:  Select a random  $m^s \in \{m, m-1, \dots, m-m_0+1\}$  with probability proportional to
13:   $\{\sigma_{m_0-1}, \frac{10}{9}\sigma_{m_0-1}, \frac{10}{9}(\sigma_{m_0-1} + \sigma_{m_0-2}),$ 
14:   $\dots, \frac{10}{9}(\sigma_{m_0-1} + \dots + \sigma_1)\}$ ;
15:   $w_0^{s+1} \leftarrow w_{m^s}^s$ ;
16: end for
17: Return: a vector uniformly at random from the set  $\{w_{t-1}^s : s \in [S], t \in [m^s]\}$ .
  
```

18. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για TSVM [38]

για παράγει ετικέτα στα δεδομένα χωρίς ετικέτα κατά τρόπο τέτοιο ώστε το περιθώριο να μέγιστο μεταξύ των δεδομένων με ετικέτα και χωρίς σήμανση.

### 5.2.4 Reinforced learning

Η ενισχυμένη μάθηση είναι ένα είδος μάθησης που λαμβάνει αποφάσεις με βάση τις ενέργειες που πρέπει να κάνουν το αποτέλεσμα πιο θετικό. Η μηχανή δεν γνωρίζει ποιες ενέργειες πρέπει να κάνει μέχρι να της δοθεί μια κατάσταση. Τα μέτρα που λαμβάνονται από τον εκπαιδευόμενο μπορεί να επηρεάσουν καταστάσεις και τις πράξεις τους στο μέλλον. Η ενισχυμένη μάθηση εξαρτάται αποκλειστικά από δύο κριτήρια: δοκιμασία και αναζήτηση σφαλμάτων και καθυστερημένο αποτέλεσμα επιβράβευσης.

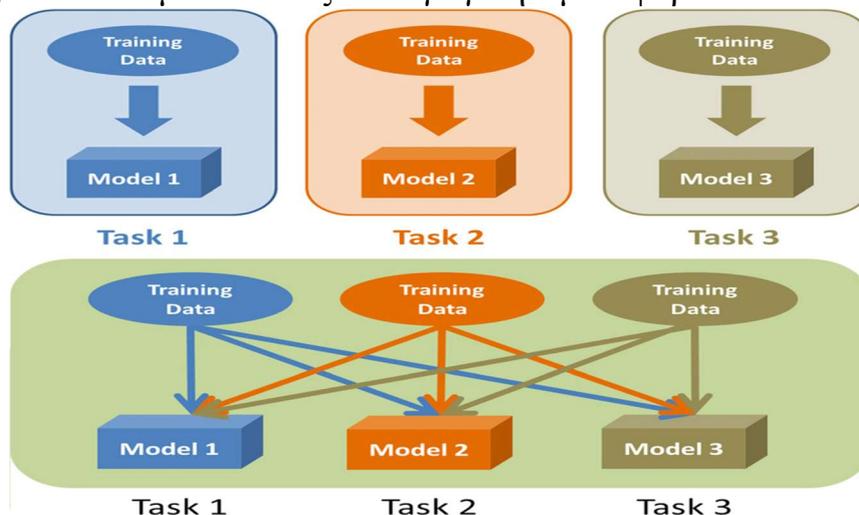


19. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για reinforced[39]

### 5.2.5 Multitask Learning

Η πολύ-διεργασία μάθησης έχει έναν στόχο, να βοηθήσει άλλους μαθητές να αποδίδουν καλύτερα. Όταν η πολύ-διεργασία μάθησης εφαρμόζεται σε μια εργασία, η διαδικασία για το πώς έλυσε το πρόβλημα ή πώς φτάνει το συγκεκριμένο συμπέρασμα παραμένει στη μνήμη της μηχανής. Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί αυτά τα βήματα για την εξεύρεση λύσης άλλου παρόμοιου προβλήματος ή εργασίας. Αυτή η βοήθεια ενός αλγορίθμου σε έναν άλλο μπορεί επίσης να ονομαστεί ως επαγωγική μεταφορά. Εάν οι εκπαιδευόμενοι

μοιράζονται εμπειρία μεταξύ τους, οι μαθητές μπορούν να μάθουν ταυτόχρονα και όχι μεμονωμένα και μπορεί να είναι πολύ γρηγορότερα και αποτελεσματικότερα.



20. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για multitask[40]

### 5.2.6 Ensemble Learning

Όταν διάφοροι μεμονωμένοι μαθητές συνδυάζονται για να σχηματίσουν μόνο ένα μαθητή, τότε αυτός ο συγκεκριμένος τύπος μάθησης είναι ονομάζεται μάθηση συνόλου. Ο μεμονωμένος μαθητής μπορεί να εκτελεί αφελείς Bayes, δέντρο αποφάσεων, νευρωνικό δίκτυο, κ.λπ. Έχει παρατηρηθεί ότι, μια συλλογή μαθητών είναι σχεδόν πάντα καλύτερη στο να κάνει μια συγκεκριμένη εργασία από τους μεμονωμένους εκπαιδευόμενους. Δύο δημοφιλείς τεχνικές εκμάθησης συνόλου δίνονται παρακάτω:

- **Boosting:** Η ενίσχυση είναι μια τεχνική στο σύνολο μάθησης που χρησιμοποιείται για τη μείωση της προκατάληψης και της διακύμανσης. Η ενίσχυση δημιουργεί μια συλλογή αδύναμων μαθητών και τους μετατρέπει σε έναν δυνατό μαθητή. Ένας αδύναμος μαθητής είναι ταξινομητής που οριακά συσχετίζεται με τη σωστή κατηγοριοποίηση. Από

**Input:** training sample  $S$ , Classifier  $L$ , iterations  $I$   
**Output:** result  $L_E$   
**Training:**  
*normalize the weights and make the total weight is  $m$*   
 $S_i = \text{sample from } S \text{ according to the distribution}$   
 $L_i = \text{train a classifier on } S_i \text{ via } L$   

$$e_i = \frac{1}{m} \sum_{x_i \in S_i; L_i(x_i) \neq y_i} \text{weight}(x_i)$$

$$\beta_i = \frac{e_i}{1 - e_i}$$

$$\text{weight}(x_i) = \text{weight}(x_i) \beta_i, \text{ for all } x_i \text{ where } L_i(x_i) = y_i$$
*end for*  

$$L_E = \arg \max_{y \in Y} \sum_{i: L_i(x) = y} \log(1 / \beta_i)$$

την άλλη, ένας ισχυρός μαθητής είναι ένας τύπος ταξινομητή που συσχετίζονται στενά με τη σωστή κατηγοριοποίηση.

21. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για

- **Bagging:** Χρησιμοποιείται όταν πρέπει να βελτιωθεί η ακρίβεια και η σταθερότητα ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Αυτός ο κανόνας ισχύει για προβλήματα κατηγοριοποίησης και παλινδρόμησης. Το Bagging βοηθά επίσης στην overfitting και μειώνει τη διακύμανση.

**Input:** training sample  $S$ , Classifier  $L$ , iterations  $I$   
**Output:** result  $L_E$   
**Training:**  
*for  $i = 1$  to  $I$*   
 $S_i = \text{bootstrap sample from } S$   
 $L_i = \text{train a classifier on } S_i \text{ via } L$   
*end for*  

$$L_E = \arg \max_{y \in Y} \sum_{i: L_i(x) = y} 1$$

22. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για Bagging [42]

### 5.2.7 Instance Based Learning

Στη μάθηση βάση παρουσιών, ο εκπαιδευόμενος μαθαίνει τύπους μοτίβων. Προσπαθεί να εφαρμόσει το ίδιο μοτίβο στα πρόσφατα τροφοδοτημένα δεδομένα. Είναι μαθητής που περιμένει να φτάσουν τα δεδομένα των δοκιμών και στη συνέχεια, να ενεργεί σε αυτά μαζί με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η πολυπλοκότητα των αλγορίθμων μάθησης αυξάνεται με το μέγεθος των δεδομένων. Παράδειγμα:

- **K-Nearest Neighbor:** Στο K-κοντινότερο γείτονα (ή ΚΚΓ), τα δεδομένα εκπαίδευσης (τα οποία είναι καλά επισημασμένα) τροφοδοτούνται στο μαθητή. Όταν τα δεδομένα των δοκιμών εισάγονται στο μαθητή, συγκρίνει και τα δύο δεδομένα. Ο k αριθμός περισσότερων σχετιζόμενων δεδομένων λαμβάνονται από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η πλειοψηφία του k χρησιμεύει ως νέα κατηγορία για τα δεδομένα δοκιμής.

1. Initialization
2. *for each training vector in the training set*
3. **#pragma HLS PIPELINE**
4. Calculate the distance
5. *for each comparator in the KF block*
6. **#pragma HLS ARRAY\_PARTITION**
7. Compare and update the comparators
8. *end for*
9. *end for*
10. *for each element in the K nearest neighbors*
11. **#pragma HLS UNROLL**
12. Update the counters
13. *end for*
14. Find the class label for the query vector

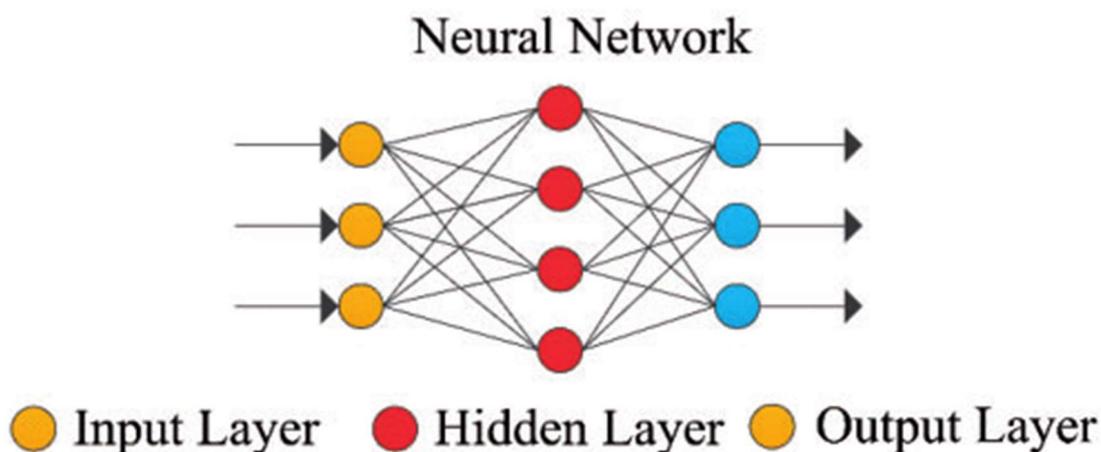
23. Απεικόνιση ψευδοκώδικα για K-Nearest Neighbor μάθηση [43]

## 5.2.8 Neural Network Learning

Το νευρωνικό δίκτυο (ή τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ή ΤΝΔ) προέρχεται από τη βιολογική έννοια των νευρώνων. Ένας νευρώνας είναι ένα κύτταρο σαν δομή στον εγκέφαλο. Για να κατανοήσουμε τη νευρική πράξη να καταλάβεις πώς λειτουργεί ένας νευρώνας. Α νευρώνας έχει κυρίως τέσσερα μέρη: δενδρίτες, πυρήνας, σώμα και άξονας.

Οι δενδρίτες λαμβάνουν ηλεκτρικά σήματα. Το Soma επεξεργάζεται το ηλεκτρικό σήμα. Η έξοδος της διαδικασίας μεταφέρεται από το άξονα στους ακροδέκτες δενδρίτη από όπου αποστέλλεται η έξοδος στον επόμενο νευρώνα. Ο πυρήνας είναι η καρδιά του νευρώνα. Η διασύνδεση νευρώνων ονομάζεται νευρωνικό δίκτυο όπου ηλεκτρικά ερεθίσματα ταξιδεύουν γύρω από τον εγκέφαλο.

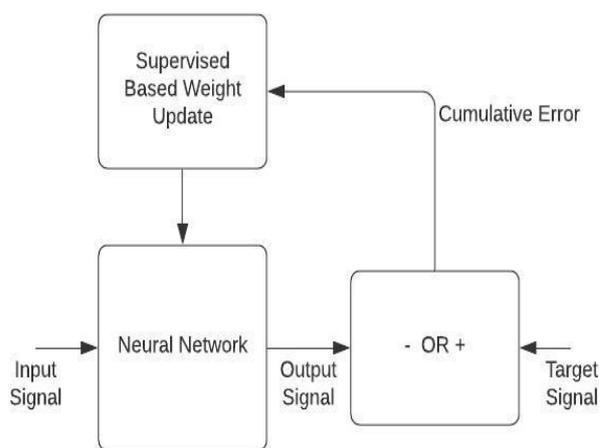
Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο συμπεριφέρεται με τον ίδιο τρόπο. Αυτό είναι το μόνο που λειτουργεί σε τρία στρώματα. Το επίπεδο εισόδου (όπως οι δενδρίτες). Το κρυφό επίπεδο επεξεργάζεται την είσοδο (όπως σώμα και άξονας). Τέλος, η στρώση εξόδου υπολογιζόμενη παραγωγή (όπως τερματικά δενδρίτη). Υπάρχουν βασικά τρεις τύποι τεχνητού νευρικού δικτύου: εποπτευόμενη, χωρίς επίβλεψη και ενίσχυση.



24. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για Neural Network [44]

- **Supervised Neural Network:**

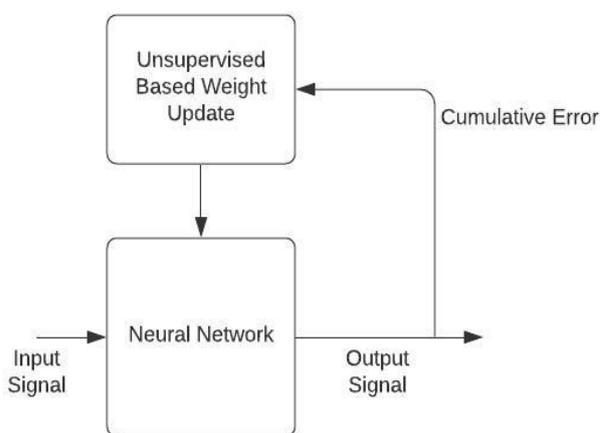
Στο εποπτευόμενο νευρωνικό δίκτυο, η έξοδος της εισόδου είναι ήδη γνωστή. Η προβλεπόμενη έξοδος του νευρικού δικτύου συγκρίνεται με τη πραγματική έξοδο. Με βάση το σφάλμα, οι παράμετροι αλλάζουν, και στη συνέχεια τροφοδοτείτε ξανά στο νευρωνικό δίκτυο. Το εποπτευόμενο νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται στο νευρικό δίκτυο με μέθοδο τροφοδοσίας προς τα εμπρός.



25. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για *Supervised Neural Network* μάθηση

- **Unsupervised Neural Network:**

το δίκτυο δεν έχει προηγούμενη ένδειξη σχετικά με τη έξοδο της εισόδου. Η κύρια δουλειά του δικτύου είναι να κατηγοριοποιεί τα δεδομένα με κάποιες ομοιότητες. Το νευρωνικό δίκτυο ελέγχει τη συσχέτιση μεταξύ διαφόρων εισροών και ομάδων τους.

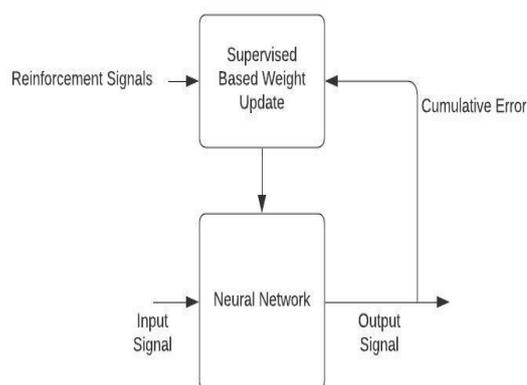


26. Απεικόνιση ροής επεξεργασίας για *Unsupervised Neural Network* μάθηση

- Reinforced Neural Network:

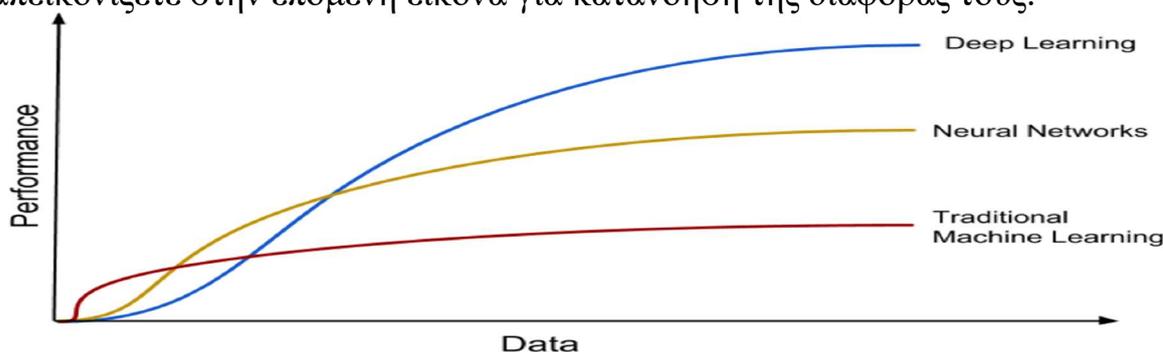
σε ενισχυμένο νευρωνικό δικτύου, το δίκτυο συμπεριφέρεται σαν να επικοινωνεί ένας άνθρωπος με το περιβάλλον. Από το περιβάλλον, μια ανατροφοδότηση έχει παρασχεθεί στο δίκτυο αναγνωρίζοντας το κατά πόσον η απόφαση που λαμβάνεται από το δίκτυο είναι Σωστή ή Λάθος.

Εάν η απόφαση είναι σωστή, οι συνδέσεις που στην εν λόγω Reinforced Neural Network μάθηση συγκεκριμένη παραγωγή ενισχύονται. Οι συνδέσεις αποδυναμώνονται διαφορετικά. Το δίκτυο δεν έχει πληροφορίες σχετικά με την έξοδο.



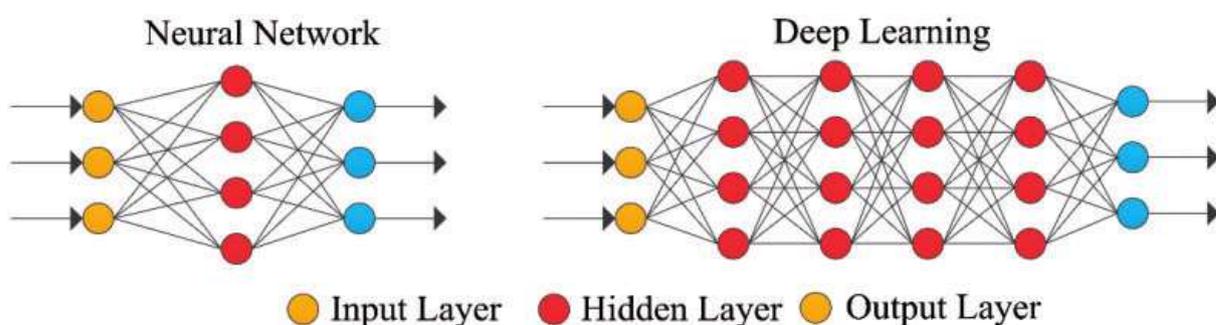
### 5.2.9 Deep Learning

Η βαθιά μάθηση αποτελεί υποκατηγορία της μηχανικής μάθησης αλλά έχει σημαντικές διαφορές στο τρόπο που διαχειρίζεται και αξιολογεί τα δεδομένα που επεξεργάζεται, που είχε ως αποτέλεσμα μεγάλη επιτυχία στη χρήση της για δύο λόγους. Ένας λόγος είναι ότι ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο (DNN, Deep Neural Network) μπορεί να έχει πολύ μεγαλύτερη ικανότητα αποθήκευσης πληροφοριών. Επομένως, μπορεί να αποκτήσει πολύ περισσότερες πληροφορίες από ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων. Ο άλλος λόγος είναι ότι πολλοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορεί να βρεθούν σε εμπόδιο όταν πρόκειται για τη δημιουργία χαρακτηριστικών. Η βαθιά μάθηση προτείνει την αυτοματοποίηση αυτής της διαδικασίας. Η σύγκριση επίδοσης και μέγεθος δεδομένων απεικονίζετε στην επόμενη εικόνα για κατανόηση της διαφοράς τους.



28. Απεικόνιση σύγκρισης επίδοσης σε μέγεθος δεδομένων μεταξύ μεθόδων μάθησης[45]

Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης έχουν δείξει ανώτερη ικανότητα μάθησης και απόδοση ταξινόμησης σε τομείς όπως η μεταφορά μάθησης, ομιλία και χειρόγραφη αναγνώριση χαρακτήρων μεταξύ άλλων. Η βαθιά μάθηση αφορά την αυτόματη εκμάθηση πολλαπλών επιπέδων αναπαραστάσεων των χαρακτηριστικών στα δεδομένα που θα κατηγοριοποιηθούν[46]. Δηλαδή ένας βαθύς αλγόριθμος μάθησης εξάγει αυτόματα τα χαμηλά και υψηλά επιπέδου χαρακτηριστικά απαραίτητα για τη ταξινόμηση. Το ψηλό επιπέδου χαρακτηριστικό είναι ένα χαρακτηριστικό που ιεραρχικά εξαρτάται από άλλα χαρακτηριστικά. Η αυτόματη εκμάθηση αναπαράστασης είναι το βασικό σημείο ενδιαφέροντος αυτού του είδους της προσέγγισης ως ανάγκη για να εξαλειφθεί ο χρονοβόρος σχεδιασμός χειροποίητων χαρακτηριστικών για τη χρήση των αλγορίθμων.



29. Απεικόνιση διαφοράς μεταξύ κλασικής μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης[47]

### ***5.3 Χρήσης μηχανικής μάθησης για την επίλυση του throughput problem***

Όπως αναλύσαμε νωρίτερα, ένα από τα πιο σημαντικά προβλήματα που αντιμετωπίζει το LoRaWAN είναι ο περιορισμός του στο εύρος και στη συσσώρευση συχνότητας μεταφοράς δεδομένων από την ISM. Για να το αντιμετωπίσουμε, θα εισάγουμε τη μέθοδο της μηχανικής μάθησης για να μπορέσουμε να επιτύχουμε καλύτερα αποτελέσματα με τους διαθέσιμους πόρους μας. Με τη μηχανική μάθηση θα μπορέσουμε να ελέγξουμε και να αναγνωρίσουμε τη σπουδαιότητα και προτεραιότητα όλων των συσκευών που βρίσκονται στο δίκτυο, με αυτή τη δράση μπορεί ο αλγόριθμος να προσαρμόσει τη πρόσβαση που έχουν στη δίοδο επικοινωνίας για τη καλύτερη απόδοση με πολύ καλύτερα αποτελέσματα από αυτά που κατάφερε ένας αυτόματος αλγόριθμος ή οι ατομικές ρυθμίσεις από ένα άτομο.

# 6

## **To State of the Art των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης στο LoRaWAN**

### ***6.1 Ανάλυση ερευνών με σκοπό τη βελτίωση του LoRaWAN***

#### **6.1.1 Ενισχυμένη Μάθηση**

Η προσέγγιση βασισμένη στην Ενισχυμένη Μάθηση (RL) που χρησιμοποιείται στο [48] παράγει αποτελεσματικούς τρόπους διάδοσης ενημέρωσης ρυθμίσεων μετάδοσης, μεγιστοποιώντας την απόδοση ενώ ελαχιστοποιεί τους περιορισμούς του duty cycle. Οι ερευνητές μοντελοποιούν τη μέση απόδοση ανά συσκευή ως συνάρτηση της δημιουργίας πακέτων των συσκευών ώστε οι καλύτερες ρυθμίσεις μετάδοσης να γίνουν διαθέσιμες. Γίνεται χρήση αλγόριθμου βασισμένου σε RL για την ενημέρωση της διαμόρφωσης μεμονωμένων συσκευών για να μεγιστοποιήσει του συσσωρευμένου throughput ανά συσκευή. Στη συνέχεια αναλύουν τη συμπεριφορά του στις πύλες του LoRa που εστιάζουν στο πότε και πώς μπορεί να συμβεί σύγκρουση πακέτων. Με αυτήν την ανάλυση απεικονίζουν μαθηματικά την απόδοση του στο LoRaWAN ως συνάρτηση των χαρακτηριστικών μετάδοσης των πυλών. Τα αποτελέσματα δείχνουν σημαντική βελτίωση της απόδοσης ανά πύλη σε σύγκριση με το τυπικό αλγόριθμο ADR. Η δύναμη αυτής της προσέγγισης είναι ότι είναι λαμβάνει υπόψη το γεγονός ότι τα δίκτυα IoT είναι ετερογενή, δηλαδή αποστολή πακέτων με διαφορετικές τιμές πακέτων και πολλά διαφορετικά μεγεθών φορτία. Στο μοντέλο θεωρούν τις συσκευές και το αποτέλεσμα της λήψης της μετάδοσης τυχαία. Αυτή η προσέγγιση βελτιώνει την απόδοση αλλά δεν εξέτασε την επίδρασή του στη κατανάλωση ενέργειας. Η εξασθένηση των καναλιών και η σύγκρουση δεδομένων ταξινομήθηκαν ως λόγοι απώλειας πακέτων. Οι ερευνητές σχεδίασαν ένα ADR σχήμα επιλογής με βελτιωμένη

διαφοροποίηση απώλειας που επιλέγει έναν ρυθμό δεδομένων που μεγιστοποιεί την απόδοση. Η λύση περιλαμβάνει τρία μέρη:

- πρόβλεψη εξασθένησης καναλιού.
- πιθανότητα σύγκρουσης δεδομένων.
- ελεγκτή ρυθμού δεδομένων.

Καθιερώνουν ένα μοντέλο εξασθένησης καναλιού το οποίο χρησιμοποιείτε για να προσδιοριστεί η πιθανότητα απώλειας πακέτου με εξασθένηση καναλιού. Τότε βρείτε τη πιθανότητα σύγκρουσης δεδομένων λόγω παρεμβολής. Δημιουργήθηκε ένα μοντέλο προσομοίωσης για τη διερεύνηση της συσχέτισης μεταξύ του αριθμού των συσκευών και ο λόγος απώλειας πακέτων (PLR) στο δίκτυο LoRa χρησιμοποιώντας μία πύλη. Το προτεινόμενο σχήμα έδειξε μειωμένη απώλεια πακέτων σε σύγκριση με το τυπικό σχήμα ADR. Αξίζει να αναφερθεί πως σε αυτή τη προσέγγιση οι ερευνητές εξέτασαν μόνο μια κατάσταση όπου οι συσκευές αναφέρουν περιοδικά, χωρίς να δοκιμαστούν οι υπόλοιπες πιθανές καταστάσεις συσκευών. Τα τελικά αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν αύξηση throughput ανά συσκευή κατά 147%.

### 6.1.2 Βαθιά μάθηση

Οι ερευνητές στη [49] πραγματοποίησαν αξιολόγηση της απόδοσης της προτεινόμενης προσαρμοσμένης παραμέτρου βαθιάς ενισχυμένης μάθησης (DRL) με βάση τη προσαρμοσμένη επιλογή παραμέτρων φυσικού επιπέδου LoRa δοκιμάζοντάς τη σε μη ομοιόμορφα κατανομημένα δίκτυα LoRa και σε δίκτυα που αποτελούνται από συσκευές που έχουν διαφορετικές ταχύτητες κινητικότητας και σε πυκνές εφαρμογές LoRa. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος με βάση το DDQN (Double Deep Q-learning Network) για την εκμάθηση στις βέλτιστες παραμέτρους μετάδοσης φυσικού επιπέδου για συσκευές σε ένα δίκτυο LoRa ονομάζεται LoRaDRL. Οι ερευνητές ακόμα πρότειναν μέθοδο για πολλαπλά κανάλια επικοινωνίας και δοκίμασαν το LoRaDRL με διαφορετικά πρωτόκολλα MAC για την επίδειξη των ικανοτήτων του αλγορίθμου τους. Η δομή του δικτύου Q λαμβάνεται ως είσοδος στο μοντέλο και επιστρέφει ένα εκπαιδευμένο δίκτυο DDQN στην έξοδο. Αυτό το εκπαιδευμένο δίκτυο παρέχει τη βέλτιστη πολιτική για προσδιορίζοντας τις καλύτερες παραμέτρους φυσικού επιπέδου για τις συσκευές με βάση τη κατάσταση του περιβάλλοντος που αντιμετωπίζει το δίκτυο. Τα συσκευές κοιμούνται, εκτός εάν χρειάζεται μεταφέρουν δεδομένα. Οι μεταδόσεις πραγματοποιούνται με βάση των διαφόρων κλάσεων μετάδοσης συσκευή, δηλαδή, τάξη A, B και Γ. Προτείνεται η συσκευή να στείλει το πακέτα στη πύλη, η οποία σε αντάλλαγμα είτε στέλνει μια αναγνώριση για να μην γίνει αλλαγή παραμέτρων ή στέλνει το νέο συνδυασμό παραμέτρων φυσικού επιπέδου για τις επόμενες μεταδόσεις, μέσω

των πακέτων ελέγχου. Σε περίπτωση που η συσκευή δεν λάβει τις παραμέτρους ή την αναγνώριση από τη πύλη, επιλέγει τη μέγιστη διαθέσιμη ισχύ και SF για να μεταδώσει το σήμα. Ως αποτέλεσμα οι ερευνητές κατάφεραν να επιτύχουν βελτίωση στο PDR του δικτύου κατά περισσότερο από 500%.

### 6.1.3 Νευρωνικό δίκτυο

Στη δημοσίευση [50] οι ερευνητές εφάρμοσαν μηχανική μάθηση με τη μέθοδο νευρωνικού δικτύου για το περιορισμό του λάθους στην εκτιμώμενη τοποθεσία μια συσκευής από τις πύλες ενός δικτύου LoRaWAN. Οι προ υπάρχουσες λύσεις για τη γεωγραφική τοποθέτηση μίας συσκευής σε δίκτυο LoRaWAN μπορούν να έχουν μέχρι και χίλια ως δυο χιλιάδες μέτρα λάθος στον υπολογισμό τους. Στη μεθοδολογία τους χρησιμοποίησαν δυο χιλιάδες πεντακόσια δεδομένα τοποθεσίας από τη κάθε συσκευή που βρισκόταν στο δίκτυο δοκιμασίας τους για την εκπαίδευση του αλγορίθμου. Ως αποτέλεσμα, το προτεινόμενο μοντέλο τους με όνομα DNN, έχει καταφέρει να περιορίσει το λάθος υπολογισμού γεωγραφικής τοποθέτησης στα μόλις 61 μέτρα, όταν από τα άλλα εργαλεία που είναι διαθέσιμα, το καλύτερο αποτέλεσμα που επιτεύχθηκε ήταν 239.4 μέτρα, δηλαδή ο DNN είναι περισσότερο από 4 φορές πιο ακριβές στα αποτελέσματα του.

### 6.1.4 Εμφυτευμένη μηχανική μάθηση

Οι ερευνητές της δημοσίευσης [51] κατάφεραν με τη χρήση εμφυτευμένης μηχανικής μάθησης στις συσκευές που αποτελούν ένα δίκτυο LoRaWAN να καταφέρουν εντυπωσιακή μείωση της κατανάλωσης των συσκευών. Με τη χρήση συμπίεσης δεδομένων πριν τη μετάδοση τους από τις συσκευές στις πύλες του δικτύου, κατάφεραν να μειώσουν τον αναγκαίο χρόνο ενεργής μετάδοσης από τις συσκευές και ως κατά επέκταση τη κατανάλωση ενέργειας που θα χρησιμοποιούσαν κανονικά. Η δημοσίευση τους δηλώνει πως έχουν καταφέρει μια συμπίεση κλίμακας 512 προς 1, αυτό είχε ως αποτέλεσμα η διάρκεια ζωής της μπαταρίας των συσκευών να τριπλασιαστεί. Επιπρόσθετα των αποτελεσμάτων της έρευνας τους, οι ερευνητές παρουσιάζουν μια μεθοδολογία για τις ρυθμίσεις και προδιαγραφές που πρέπει να ακολουθήσει μια συσκευή για να μπορέσει να επιτύχει μέχρι και 331 ημέρες διάρκειας ζωής από μπαταρία που αρχικά θα ήταν 13 ημέρες.

### 6.1.5 K-means Clustering

Στη δημοσίευση [52] οι ερευνητές εφάρμοσαν μηχανική μάθηση με τη μέθοδο K-Means Clustering για τη κατηγοριοποίηση των συσκευών που παρουσιάζουν παρόμοιες συμπεριφορές στο ίδιο δίκτυο LoRaWAN για τη καλύτερη πρόβλεψη μελλοντικής συμπεριφοράς των συσκευών. Με τις συσκευές χωρισμένες στις κατηγορίες:

- συσκευή χαμηλού ρυθμού λάθους
- συσκευή υψηλού ρυθμού λάθους

Σε συνδυασμό με τη χρήση των αλγόριθμων DecisionTree και LongShortTermMemory για τη πραγματοποίηση της πρόβλεψης της μελλοντικής συμπεριφοράς. Οι ερευνητές μετά από πειραματισμούς αποφάσισαν πως η καλύτερη μέθοδος για τις προβλέψεις ήταν η DecisionTree με την οποία κατάφεραν να επιτύχουν ποσοστό λάθος πρόβλεψης μόλις 3.5% για το 77% των συνολικών προβλέψεων χρόνου μεταξύ κάθε λήψης πακέτου αφού εφάρμοσαν τη μέθοδο τους σε σύνολο δεδομένων με περισσότερα από 370,000,000 πακέτα.

### 6.1.6 Συμπεράσματα

Το LoRa καθορίζει πως πρέπει ο server να καθοδηγεί τις συσκευές που σχετίζονται με δεδομένα προσαρμογής ρυθμού. Αυτό προκάλεσε προβλήματα στην εφαρμογή του ADR καθώς οι προμηθευτές διατηρούν τις δικιές τους ιδιωτικές υλοποιήσεις για την αποτελεσματική χρήση των διαθέσιμων πόρων του δικτύου. Με αποτέλεσμα νέα σχήματα ADR να αναπτύσσονται συνέχεια. Θεωρώντας τα δυνατά σημεία και τα αδύναμα των υπάρχοντων συστημάτων ADR, ανοίγει ο δρόμος για πιο αποτελεσματικούς αλγόριθμους. Εδώ εξετάσαμε τα σχήματα ADR που έχουν προταθεί από διάφορους ερευνητές με τη χρήση διαφορετικών τεχνικών μαζί με το αντίκτυπο αυτών των προτάσεων στην απόδοση του LoRaWAN. Η έρευνα μας, μας βοήθησε να συμπεράνουμε πως αν και οι παράμετροι μετάδοσης είναι καθολικοί, οι μέθοδοι και οι εκτιμήσεις για την ADR με σκοπό τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου είναι αμέτρητες.

## **6.2 Ανάλυση ερευνών που μηχανική μάθηση και δίκτυα συνεργάζονται**

### **6.2.1 Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές υγείας στρατιωτών**

Στη δημοσίευση [53] βλέπουμε την υιοθέτηση του LoRaWAN στο στρατό για τον σκοπό της καλύτερης προστασίας των στρατιωτών. Οι ερευνητές προτείνουν μια υβριδική συσκευή που θα χρησιμοποιεί τη τεχνολογία Zigbee ή LoRaWAN για τη μεταφορά δεδομένων από τους στρατιώτες στον υπεύθυνο της μονάδας τους, αυτές οι πληροφορίες αφορούν θερμοκρασία, υγρασία, παλμό και gps όπου μετά με το LoRaWAN μεταδίδονται στη κεντρική μονάδα, με τη χρήση k-means clustering μηχανικής μάθησης μπορούν να αναγνωρίσουν όχι μόνο αν κάποιος στρατιώτης έχει τραυματιστεί αλλά και πια είναι η πιο πιθανή μέθοδος τραυματισμού. Αξίζει να σημειωθεί πως σε αυτό το σενάριο δεν βλέπουμε τη βελτίωση του δικτύου LoRa από μηχανική μάθηση, αλλά βλέπουμε μια πραγματικότητα η οποία δεν θα μπορούσε να υπάρξει χωρίς αυτές τις δυο τεχνολογίες να είναι διαθέσιμες.

### **6.2.2 Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές διαχείρισης λυμάτων**

Στη δημοσίευση [54] βλέπουμε την υιοθέτηση του LoRa στη διαδικασία διαχείρισης λυμάτων με τη χρήση συσκευών σε στρατηγικά σημεία της διαδικασίας για τη καλύτερη δυνατή συλλογή δεδομένων που μεταφέρονται σε μονάδα επεξεργασίας και με τη χρήση μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται πως να ξεχωρίσει τα λύματα σε κατηγορίες. Ο σκοπός αυτής της διαδικασίας είναι να μπορέσει το σύστημα να αναγνωρίσει τα λύματα και τη τοποθεσία τους στη γραμμή επεξεργασίας ώστε να μπορεί μια συσκευή να τα ξεχωρίσει ανάλογα με τις ανάγκες που έχει η κάθε κατηγορία. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μην καθυστερεί η επεξεργασία των λυμάτων και να μην ανακατεύονται τα λύματα σε κατηγορίες που δεν πρέπει, δημιουργώντας πιθανές υλικές ζημιές.

### **6.2.3 Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για συσκευές διαχείρισης λυμάτων**

Στη δημοσίευση [55] βλέπουμε την υιοθέτηση του LoRa στη διαδικασία παραγωγής νέων συσκευών που έχουν τη δυνατότητα να εντοπίσουν μόλυνση ατμόσφαιρας. Η χρήση των συσκευών LoRa για τη συλλογή δεδομένων σε εξωτερικούς χώρους έχει κάνει την ικανότητα ερευνητών να συλλέγουν μεγάλο αριθμό δεδομένων σε συνεχή ρυθμό με άνεση. Παρόλα αυτά οι συνθήκες του εξωτερικού περιβάλλοντος συχνά προκαλούνε λάθος μετρήσεις στους αισθητήρες, εδώ γίνεται η χρήση μηχανικής μάθησης για τη καλύτερη δυνατή ελαχιστοποίηση αυτού του φαινομένου ώστε να βελτιωθεί η ποιότητα της μέτρησης και ως κατά επέκταση, της παρακολούθησης.

### **6.2.4 Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για πρόβλεψη καιρικών φαινομένων**

Στη δημοσίευση [56] βλέπουμε την υιοθέτηση του LoRa στη διαδικασία πρόβλεψης θερμοκρασίας και καιρικών φαινομένων με παρόμοια μέθοδο με αυτή που είδαμε στην ενότητα 6.1.5, αλλά και μεγάλη έμφαση στα προβλήματα ασφάλειας που αντιμετωπίζουν τα IoT, και πιο συγκεκριμένα στο επίπεδο του αισθητήρα που τονίζεται πως δεν υπάρχει αρκετή έμφαση ενώ αποτελεί ένα από τα πιο κρίσιμα σημεία για λειτουργίες τέτοιων συστημάτων.

### **6.2.5 Χρήση μηχανικής μάθησης και LoRa για σύστημα παρακολούθησης κινήσεων**

Στη δημοσίευση [57] βλέπουμε την υιοθέτηση του LoRa στη διαδικασία παρακολούθησης και αναγνώρισης κινήσεων από wearable συσκευές IoT. Η χρήση των συσκευών LoRa είναι ιδανική λόγω της χαμηλής κατανάλωσης, γρήγορης μεταφοράς δεδομένων και κάλυψη μεγάλης εμβέλειας. Με τη συλλογή δεδομένων και με τη χρήση βαθιάς μάθησης, οι ερευνητές παρουσιάζουν ένα μοντέλο που μπορεί να αναγνωρίσει επτά διαφορετικές χειρονομίες από τους χρήστες.

## 6.3 Έρευνες βελτίωσης LoRaWAN που μπορούν να βελτιωθούν με μηχανική μάθηση

### 6.3.1 Τεμαχισμός δικτύου

Η έννοια του τεμαχισμού δικτύου LoRaWAN εμφανίζεται στο [58]. Το δίκτυο LoRaWAN χωρίστηκε σε πολλά εικονικά δίκτυα, με το κάθε ένα να αποτελεί ένα slice του δικτύου, με αποτελεσματικό τρόπο εκχώρησης πόρων δικτύου για την υποστήριξη συγκεκριμένων απαιτήσεων ποιότητας υπηρεσίας για κάθε slice. Μέσα στο IoT, κάθε συσκευή έχει συγκεκριμένες απαιτήσεις QoS σχετικά με τη καθυστέρηση και την αξιοπιστία που καθορίζεται από το τύπο της εφαρμογής IoT. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν διάφορες στρατηγικές διαχωρισμού δικτύου με χρήση διαφορετικών διανομών SF για την αξιολόγηση της απόδοσης του δικτύου και τη βελτιστοποίηση της κατανομής SF για κάθε slice. Προτείνουν έναν προσαρμοστικό δυναμικό αλγόριθμο μεταξύ των τεμαχίων όπου το BW δεσμεύεται σε κάθε πύλη LoRaWAN χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Εκτίμηση Μέγιστης Πιθανότητας (MLE). Στη συνέχεια, βελτιώνουν αυτόν τον αλγόριθμο εξετάζοντας κάθε πύλη ξεχωριστά, διατηρώντας το BW μετά τη χρήση του MLE στις συσκευές εντός της εμβέλειας του με τον αλγόριθμο intra-slicing. Συγκρίνουν τις δύο προσαρμοστικές δυναμικές προτάσεις τεμαχισμού με ένα τυπική στρατηγική σταθερού τεμαχισμού στην οποία δεσμεύεται το BW της πύλης ομοιόμορφα μεταξύ όλων των slices. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν βελτίωση στη βελτιστοποίηση της ADR λόγω του αποτελεσματικού συντονισμού των πόρων. Η δύναμη αυτής της προσέγγισης είναι η παροχή της απομόνωσης των συσκευών και την ικανότητα μεγιστοποίησης της αποτελεσματικότητας της κατανομής πόρων σε κάθε LoRaWAN slice. Το μειονέκτημα είναι ότι η κατανάλωση ενέργειας στη προσαρμοστική δυναμική ο αλγόριθμος κοπής δικτύου αυξάνεται σε σύγκριση με το στατικό και το δυναμικό διαμόρφωση. Οι ερευνητές επέκτειναν αυτό το έργο στη δημοσίευση [59] λαμβάνοντας υπόψη μερικές έξυπνες εφαρμογές πόλης αντιπροσωπευτικές διαφορετικών ταξινομήσεων QoS και χρησιμοποίησαν μια βελτιστοποίηση διαμόρφωσης SF και TP βάση slice. Πρότειναν μια νέα μέθοδο βελτιστοποίησης slicing που ονομάζεται TOPG που είναι βασίστηκε στις τεχνικές TOPSIS και GMM. Το πρόγραμμα ορίζει τις παραμέτρους LoRa SF και TP αποτελεσματικά για τη βελτίωση της απόδοσης σε κάθε slice σε όρους QoS, αξιοπιστίας και αξιοποίησης ενέργειας. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το TOPG ξεπερνά τις στρατηγικές στατικής και δυναμικής διαμόρφωση, επισημαίνοντας την αποτελεσματικότητά της στη παροχή δυναμικών slice-based διαμορφώσεις και βελτίωση της απόδοσης των

LoRa slices σε σχέση με την αξιοπιστία και το ποσοστό συσκευών που πληρούσαν τις απαιτήσεις απόδοσης και καθυστέρησης που έπρεπε.

### 6.3.2 Βελτιστοποίηση μέσω μαθηματικού μοντέλου

Οι ερευνητές ανέπτυξαν ένα μαθηματικό μοντέλο που οδηγεί σε κλειστή μορφή τύπο που μεγιστοποιεί την απόδοση ενώ τηρεί τους κανονισμούς duty cycle. Οι κανονισμοί κύκλου duty cycle προτάθηκαν στο [60]. Το μοντέλο τους μετριάζει αυστηρούς περιορισμούς που επιβάλλονται στο κύκλο λειτουργίας (duty cycle) των ζωνών ISM σε ορισμένες περιοχές και βελτιώνει τη μετάδοση και απόδοση ισχύος στις συσκευές. Η προσέγγιση παρουσιάζει δύο μετα-ευρετικές μεθόδους για την επίλυση ενός προβλήματος βελτιστοποίησης με τον υπολογισμό της πολιτικής μετάδοσης. Βέλτιστη πολιτική μετάδοσης σημαίνει βέλτιστη επιλογή bandwidth, spread factor, code rate και transmission power. Λαμβάνοντας υπόψη τη χρήση του εύρους και την αποδοτικότητα της χρήσης ισχύος μετάδοσης μαζί, υπολογίζεται η υψηλότερη δυνατή απόδοση των συσκευών και βελτιστοποιείται σχετικά με μια σειρά πιθανών ρυθμίσεων μετάδοσης, καταφέροντας τη βέλτιστη πολιτική μετάδοσης. Οι ερευνητές επιλύουν τη συνέλιξη των δικτύων LoRaWAN με μοντελοποίηση της βασικής κατάστασης των συσκευών εφαρμόζοντας το μοντέλο Markov. Με αυτόν το τρόπο, αναπτύσσουν έναν τύπο κλειστής μορφής για απόδοση πύλης που βελτιστοποιείται μαθηματικά με το κλασικό αλγόριθμο μεγιστοποίησης. Αυτή η μέθοδος αυξάνει την απόδοση πάνω από 33% σε σύγκριση με το τυπικό σχήμα ADR και φαίνεται να είναι μπορεί να λειτουργήσει σε συσκευές IoT με περιορισμούς υλικού. Το μειονέκτημα είναι ότι είναι ένα περίπλοκο πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης που δεν μπορεί να λυθεί άμεσα.



# 7

## *Επίλογος*

### ***7.1 Προτεινόμενες Μελλοντικές πράξεις για τη περαιτέρω βελτίωση των LoRa***

Όπως είδαμε στην ανάλυση αυτής της διπλωματικής, τα δίκτυα LoRa έχουν ακόμα πολύ χώρο βελτίωσης για τις επιδόσεις τους. Στις έρευνες που είδαμε συμπεραίνουμε πως υπάρχουν πολλαπλά σενάρια που η μηχανική μάθηση είναι ήδη σε χρήση με το LoRa, για τη βελτίωση των επιδόσεων του αλλά για τη παράλληλη χρήση τους για την επίτευξη κάποιου σκοπού. Οι έρευνες που είδαμε για την επίτευξη καλύτερης επίδοσης έχουν ως τώρα επικεντρωθεί σε ένα συγκεκριμένο σημείο της λειτουργίας του LoRa. Στο μέλλον προτείνετε περαιτέρω έρευνα με προσέγγιση στα συστήματα του LoRa με σκοπό τη βελτίωση περισσότερο από μιας μεθόδου σε ένα σύστημα όπως για παράδειγμα ένας συνδυασμός των λύσεων που παρουσιάστηκαν στις ενότητες 6.1.1, 6.1.2, 6.1.3 και 6.1.4 καθώς η κάθε μια δεν θα επηρέαζε τις λειτουργίες της άλλης, για τον υπολογισμό των επιδόσεων των δυνατών συνδυασμών των λύσεων για τη μελλοντική καθιέρωση της βέλτιστης λύσης.

## 7.2 Τελικές σκέψεις

Η έννοια της καινοτομίας και η επιστήμη της πληροφορικής έχουν πλέον μια μόνιμη ένωση στο μυαλό όλων των ανθρώπων, ότι καινοτομία δημιουργείτε αποτελεί κάτι που πραγματοποιήθηκε με τη βοήθεια υπολογιστών ανεξάρτητα από πια επιστήμη αφορά η συζήτηση. Οι δημιουργία του Internet of Things έχει πραγματοποιήσει κάτι περισσότερο από απλά κάποια νέα υπηρεσία όμως, οι υπολογιστές τώρα μπορούν να ενεργούν σαν ένα ολοκληρωμένο σύστημα για τις εργασίες τους όπως ένας εγκέφαλος ή μια κοινωνία λειτουργεί. Επομένως είναι αναμενόμενο πως η αναζήτηση καλύτερων λύσεων στα δίκτυα και μηχανική μάθηση θα αποτελούν πάντα μια σταθερά στον τομέα της πληροφορικής. Όσο φτιάχνουμε μεγαλύτερα και πυκνότερα οικοσυστήματα συσκευών και προσπαθούμε να αξιοποιούμε τους διαθέσιμους πόρους μας με τη μέγιστη αποτελεσματικότητα, στο μέλλον δεν θα έχουμε μόνο νέα εργαλεία για τα προβλήματα μας, αλλά θα μπορούμε να κάνουμε περισσότερα και με αυτά που έχουμε ήδη στη διάθεση μας.



## Βιβλιογραφία- Αναφορές

- [1]. Kaylie Gyarmathy, <https://www.vxchnge.com/blog/iot-statistics>
- [2]. Margery Conner, "Sensors empower the ' Internet of Things““, 2010
- [3]. Jade Scammells, “History of the Internet of Things (IoT)”  
<https://www.itonlinelearning.com/blog-history-iot/>
- [4]. MIT AUTO-ID LABORATORY, <https://autoid.mit.edu/>
- [5]. Gaunther Lackner, “A Comparison of Security in Wireless Network Standards with a Focus on Bluetooth, WiFi and WiMAX” ,  
[https://www.researchgate.net/publication/289218191\\_A\\_comparison\\_of\\_security\\_in\\_wireless\\_network\\_standards\\_with\\_a\\_focus\\_on\\_bluetooth\\_WiFi\\_and\\_WiMAX](https://www.researchgate.net/publication/289218191_A_comparison_of_security_in_wireless_network_standards_with_a_focus_on_bluetooth_WiFi_and_WiMAX)
- [6]. “Network Connectivity” Peter Barry, Patrick Crowley, in Modern Embedded Computing, 2012
- [7]. Di Marco, P., Skillermark, P., Larmo, A., Arvidson, P., & Chirikov, R. (2017). *Performance Evaluation of the Data Transfer Modes in Bluetooth 5. IEEE Communications Standards Magazine, 1(2), 92–97.* doi:10.1109/mcomstd.2017.1700030
- [8]. <https://zigbeealliance.org/>
- [9]. <https://www.sigfox.com/en/what-sigfox/technology>
- [10]. <https://www.britannica.com/science/electromagnetic-radiation/Radio-waves>
- [11]. Chaojie Gu, Linshan Jiang, Rui Tan, LoRa-Based Localization: Opportunities and Challenges
- [12]. IEEE Computer Society, (August 31, 2007). IEEE Standard 802.15.4a-2007. New York, NY: IEEE.
- [13]. A. Berni and W. Gregg, “On the Utility of Chirp Modulation for Digital Signaling”
- [14]. <https://lora-developers.semtech.com/library/tech-papers-and-guides/lora-and-lorawan/>
- [15]. Dmitry Bankov, Evgeny Khorov and Andrey Lyakhov, LoRaWAN Modeling and MCS Allocation to Satisfy Heterogeneous QoS Requirements
- [16]. [https://lora-alliance.org/resource\\_hub/lorawan-104-specification-package/](https://lora-alliance.org/resource_hub/lorawan-104-specification-package/)

- [17]. Rashmi Sharan, Sinha Wei Yiqiao and Seung-Hoon Hwang, A survey on LPWA technology: LoRa and NB-IoT
- [18]. LoRaWAN 1.0.4 End Device Certification Requirements for All Regions Version 1.0
- [19]. Puput Dani Prasetyo Adi, Akio Kitagawa, A performance of radio frequency and signal strength of LoRa with BME280 sensor
- [20]. Jialuo Han and Jidong Wang, An Enhanced Key Management Schemefor LoRaWAN
- [21]. Dong-Hoon Kim, Eun-Kyu Lee and Jibum Kim Experiencing LoRa Network Establishment on a Smart Energy Campus Testbed
- [22]. LoRaWAN Specification V1.0. LoRa Alliance, 2015. Available online: <https://www.lora-alliance.org/portals/0/specs/LoRaWAN%20Specification%201R0.pdf> (accessed on 1 August 2016).
- [23]. Jesus Rubio-Aparicio, Fernando Cerdan-Cartagena, Juan Suardiaz-Muro, and Javier Ybarra-Moreno, Design and Implementation of a Mixed IoT LPWAN Network Architecture
- [24]. Aras, E.; Ramachandran, G.S.; Lawrence, P.; Hughes, D. Exploring The Security Vulnerabilities of LoRa. In Proceedings of the 2017 3rd IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF), Exeter, UK, 21–23 June 2017; pp. 1–6.
- [25]. LoRaWAN 1.1 Specification. Lora Alliance. 2017. Available online: <http://lora-alliance.org/lorawan-for-developers> (accessed on 22 August 2018).
- [26]. Kim, J.; Song, J. A Dual Key-Based Activation Scheme for Secure LoRaWAN. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* 2017, 2017.
- [27]. Dönmez, T.C.; Nigussie, E. Security of LoRaWAN v1.1 in Backward Compatibility Scenarios. *Procedia Comput. Sci.* 2018, 134, 51–58.
- [28]. Khandaker Foysal Haque, Ahmed Abdelgawad, Venkata Prasanth Yanambaka, and Kumar Yelamarthi\*, “LoRa Architecture for V2X Communication: An Experimental Evaluation with Vehicles on the Move” <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7730391/>
- [29]. Ronald van Loon, “Machine learning explained: Understanding supervised, unsupervised, and reinforcement learning” [---

Τσάφος Εμμανουήλ Α.Μ. 1041622](https://bigdata-</a></li></ul></div><div data-bbox=)

- madesimple.com/machine-learning-explained-understanding-supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning/
- [30]. Masud Karim, Mohammad Rashedur Rahman, Decision Tree and Naïve Bayes Algorithm for Classification and Generation of Actionable Knowledge for Direct Marketing
- [31]. F. Otero, A. Freitas, C. Johnson, Inducing decision trees with an ant colony optimization algorithm
- [32]. Shereen Moataz Afifi, Hamid Gholamhosseini, Roopak Sinha, A system on chip for melanoma detection using FPGA-based SVM classifier
- [33]. <https://www.mathworks.com/help/stats/support-vector-machines-for-binary-classification.html>
- [34]. Ronald van Loon, “Machine learning explained: Understanding supervised, unsupervised, and reinforcement learning”<https://bigdata-madesimple.com/machine-learning-explained-understanding-supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning/>
- [35]. Michael Gashler Dan Ventura Tony R. Martinez, Manifold Learning by Graduated Optimization
- [36]. Wan Maseri Wan Mohd Abul Beg Tutut Herawan Khandakar Fazley Rabbi, MaxD K-Means: A Clustering Algorithm for Auto-generation of Centroids and Distance of Data Points in Clusters
- [37]. <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/semisupervised-learning>
- [38]. Yanchao Lia, Yongli Wang, Cheng Bib, XiaohuiJianga, Revisiting transductive support vector machines with margin distribution embedding
- [39]. Ronald van Loon, “Machine learning explained: Understanding supervised, unsupervised, and reinforcement learning”<https://bigdata-madesimple.com/machine-learning-explained-understanding-supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning/>
- [40]. Anil Chandra and Naidu Matcha, “Summary for Multitask Learning\* by Rich Caruana” <https://medium.com/@anilmatcha/summary-for-multitask-learning-by-rich-caruana-34427f7c7a87>
- [41]. Peijun Du, Junshi Xia, Wei Zhang, Sicong Liu Multiple Classifier System for Remote Sensing Image Classification: A Review
- [42]. Peijun Du, Junshi Xia, Wei Zhang, Sicong Liu Multiple Classifier System for Remote Sensing Image Classification: A Review

- [43]. Z. Li, Ji-fang Jin, X. Zhou, Zhi-Hua Feng, K-nearest neighbor algorithm implementation on FPGA using high level synthesis
- [44]. Wanli Xing, Dongping Du, Dropout Prediction in MOOCs: Using Deep Learning for Personalized Intervention
- [45]. <https://www.sumologic.com/blog/machine-learning-deep-learning/>
- [46]. Y. Bengio, "Deep Learning of Representations for Unsupervised and Transfer Learning," in Proceedings of the Unsupervised and Transfer Learning challenge and workshop, 2011.
- [47]. Wanli Xing, Dongping Du, Dropout Prediction in MOOCs: Using Deep Learning for Personalized Intervention
- [48]. Sandoval, R.M.; Garcia-Sanchez, A.J.; Garcia-Haro, J. Optimizing and Updating LoRa Communication Parameters: A Machine Learning Approach
- [49]. Inaam Ilahi, Muhammad Usama, Muhammad Omer Farooq, Muhammad Umar Janjua and JunaidQadir Intelligent Resource Allocation in Dense LoRa Networks using Deep Reinforcement Learning
- [50]. JaeSik Cho, DongYeop Hwang and Ki-Hyung Kim Improving TDoA based Positioning Accuracy using Machine Learning in a LoRaWAN Environment
- [51]. Vignesh Mahalingam Suresh, Rishi Sidhu, Prateek Karkare, Aakash Patil, Zhang Lei, Arindam Basu, Powering the IoT Through Embedded Machine Learning and LoRa
- [52]. Francesca Cuomo, Domenico Garlisi, Alessio Martino and Antonio Martino, Predicting LoRaWAN Behavior: How Machine Learning Can Help
- [53]. Aashay Gondaliaa, Dhruv Dixitb, Shubham Parasharc, Vijayanand Raghavad, Animesh Senguptae, IoT-based Healthcare Monitoring System for War Soldiers using Machine Learning
- [54]. TEOH JI SHENG, MOHAMMAD SHAHIDUL ISLAM, NORBAHIAH MISRAN, HAFIZ BAHARUDDIN, HASLINA ARSHAD, MD. RASHEDUL ISLAM, MUHAMMAD E. H. CHOWDHURY, HATEM RMILI, MOHAMMAD TARIQUL ISLAM, An Internet of Things Based Smart Waste Management System Using LoRa And Tensorflow Deep Learning Model

- [55]. Sharafat Ali, Tyrel Glass, Baden Parr, Johan Potgieter, Fakhrul Alam, Low Cost Sensor with IoT LoRaWAN Connectivity and Machine Learning Based Calibration for Air Pollution Monitoring
- [56]. BEN ABDEL OUAHAB, BOUDHIR ANOUAR ABDELHAKIM, ASTITO ABDELALI, BASSAM ZAFAR, BOUHORMA MOHAMMED, Deep Learning architecture for temperature forecasting in an IoT LoRa based system
- [57]. Junwei Xie et al 2021 J. Phys.: Conf. Ser. 1744 022133 A LoRa-based Remote Gesture Monitoring System Using Deep Learning
- [58]. Samir Dawaliby, Abbas Bradai, Yannis Pousset, Adaptive dynamic network slicing in LoRa networks
- [59]. Samir Dawaliby, Abbas Bradai, Yannis Pousset, Joint slice-based spreading factor and transmission power optimization in LoRa smart city networks
- [60]. Ruben M. Sandoval, Antonio-Javier Garcia-Sanchez, Joan Garcia-Haro, Performance optimization of LoRa nodes for the future smart city/industry

