

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
& ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΣΕ ΑΣΥΡΜΑΤΑ
ΔΙΚΤΥΑ 5G

ΑΓΓΙΣΤΡΙΩΤΗΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

A.M 1047103

Υπεύθυνος καθηγητής : Χρήστος Ι. Μπούρας, Καθηγητής

Επιβλέποντες : Βασίλειος Κόκκινος, Ευάγγελος Μίχος

ΠΑΤΡΑ, ΙΟΥΛΙΟΣ 2020

© Copyright συγγραφέας Αγγιστριώτης Νικόλαος, 2020

© Copyright θέματος Χρήστος Ι. Μπούρας, Βασίλειος Κόκκινος, Ευάγγελος Μίχος

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.

Ευχαριστίες

Η παρούσα εργασία αποτελεί τη διπλωματική μου εργασία στα πλαίσια του προπτυχιακού κύκλου σπουδών μου στο Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής (ΤΜΗΥΠ) της Πολυτεχνικής Σχολής του Πανεπιστημίου Πατρών. Ο τίτλος της εργασίας είναι “Μηχανική Μάθηση σε Ασύρματα Δίκτυα 5G”.

Πριν όμως την παρουσίαση της διπλωματικής αυτής, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Χρήστο Ι. Μπούρα για τη δυνατότητα που μου προσέφερε να ασχοληθώ με ένα τόσο επίκαιρο θέμα. Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω και τα υπόλοιπα μέλη της επιτροπής, τον κ. Κυριάκο Βλάχο και τον κ. Ιωάννη Γαροφαλάκη. Επίσης, θα ήθελα να αποδώσω ένα μεγάλο ευχαριστώ στους Βασίλειο Κόκκινο και ιδιαίτερα στον Ευάγγελο Μίχο, των οποίων η καθοδήγηση και οι συμβουλές κατά την εκπόνηση της διπλωματικής ήταν πολύτιμες και με βοήθησαν αρκετά για την ολοκλήρωσή της.

Τέλος, επιθυμώ να ευχαριστήσω θερμά την οικογένεια μου για τη συνεχή οικονομική και ψυχολογική στήριξη αλλά και τους φίλους μου για τα πολύ ωραία και αξέχαστα φοιτητικά χρόνια.

Αγγιστριώτης Νικόλαος

Πάτρα 2020

Περίληψη

Είναι γνωστό πλέον ότι η εποχή που διανύουμε χαρακτηρίζεται από συνεχή τεχνολογική ανάπτυξη των ασύρματων και κινητών επικοινωνιών. Τα 5G δίκτυα που θα εγκαθιδρυθούν θα είναι υπερπυκνά και ετερογενή με πολλά σημεία πρόσβασης και θα προσφέρουν τρομερές παροχές. Μεταξύ άλλων, είναι ο βελτιωμένος ρυθμός μετάδοσης δεδομένων και η αυξημένη χωρητικότητα του δικτύου, καθώς και η δυνατότητα σύνδεσης και εξυπηρέτησης πολλών χρηστών με αυξημένες απαιτήσεις σε ταχύτητες. Παράλληλα, τα τελευταία χρόνια γίνεται χρήση της Μηχανικής Μάθησης, που με τις δυνατότητες και τις μεθόδους που προσφέρει, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη μελέτη για τη βελτίωση της αποδόσης των 5G δικτύων.

Σκοπός αυτής της διπλωματικής εργασίας, είναι η μελέτη ενός πυκνού ετερογενούς 5G δικτύου με πολλούς χρήστες, ως προς την αποδοτική διαχείριση συχνοτικών πόρων με γνώμονα την μείωση των παρεμβολών και την αύξηση της φασματικής απόδοσης. Η μελέτη αυτή θα γίνει με πρόβλεψη της κίνησης των χρηστών στο δίκτυο και της συγκέντρωσης τους στα macrocells, με τη βοήθεια στατιστικών τεχνικών Μηχανικής Μάθησης, με σκοπό τη βελτίωση των ταχυτήτων σύνδεσης και του ποσοστού συνδεσιμότητας των χρηστών στο δίκτυο.

Abstract

It is well known that the era we are going through is characterized by the enormous technological evolution of the wireless and mobile communications. The 5G networks, which will be established will be ultra-dense and heterogeneous with many access points and will offer great services. Among others, they will provide improved data rates and increased network capacity, as well as the ability to the increasing number of users with great data rate demands to be connected to them. At the same time, the use of Machine Learning is very popular and offers many advanced techniques, which can be used for the performance improvement of 5G networks.

The purpose of this thesis is to study an ultra dense heterogeneous 5G network with many users, in terms of efficient resource allocation, as far as the decrease of interference and the improvement of the spectral efficiency of the network is concerned. This study will be done by predicting the movement of the users in the network and their concentration in macrocells, by using statistical Machine Learning techniques, in order to enhance the data rates and the percentage of users connectivity to the network.

Περιεχόμενα

ΕΙΣΑΓΩΓΗ:	13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. Προηγούμενες Γενιές Κινητών Δικτύων Επικοινωνιών	16
1.1 Εισαγωγή	16
1.2 Δίκτυα 1G.....	18
1.3 Δίκτυα 2G.....	20
1.4 Δίκτυα 3G.....	23
1.5 Δίκτυα 4G.....	25
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. Παρουσίαση Δικτύων 5G	29
2.1 Εισαγωγή.....	29
2.2 Κύρια χαρακτηριστικά του 5G.....	30
2.3 Περιπτώσεις χρήσης του 5G και οι βασικές του τεχνολογίες.....	35
2.3.1 Small cells.....	37
2.3.2 Massive MIMO.....	38
2.3.3 Beamforming.....	39
2.3.4 Network Function Virtualization.....	40
2.4 Ζητήματα υγείας που εγείρονται γύρω από το 5G.....	41
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. Μηχανική Μάθηση	43
3.1 Εισαγωγή.....	43
3.2 Είδη Μάθησης στο Machine Learning.....	45
3.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	46
3.2.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	47
3.3.3 Ενισχυμένη Μάθηση.....	49
3.3 Τεχνικές για κατηγοριοποίηση.....	50
3.3.1 Δέντρα απόφασης (Decision Trees).....	51
3.3.2 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines).....	52

3.3.3 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks).....	54
3.4 Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης.....	56
3.5 Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης στα Δίκτυα Κινητής Τηλεφωνίας.....	58
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. Πειραματική Προσομοίωση.....	62
4.1 Εισαγωγή.....	62
4.2 Προτεινόμενο Μοντέλο Συστήματος Δικτύου.....	63
4.2.1 Μοντέλο Διάδοσης (Propagation Model).....	65
4.2.2 Μοντέλο Ρυθμών Μετάδοσης (Data Rates Model).....	66
4.3 Αλγόριθμος εξομοίωσης και κατανομής χρηστών στο δίκτυο.....	68
4.4 Διαδικασία Εξομοίωσης.....	70
4.5 Μηχανισμοί Πρόβλεψης.....	73
4.6 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων.....	78
4.6.1 Σύνδεση συσκευής-σταθμού.....	78
4.6.2 Ταχύτητες στις τεμαχικές συσκευές.....	83
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. Επίλογος.....	89
5.1 Εισαγωγή.....	89
5.2 Μελλοντικές Εργασίες.....	92
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6. Βιβλιογραφία.....	95

Λίστα Εικόνων

Εικόνα 1: Τοπολογία κυψελωτού δικτύου.....	17
Εικόνα 2: Κινητά τηλέφωνα για το 1G.....	19
Εικόνα 3: Λειτουργία του GSM.....	22
Εικόνα 4: Αρχιτεκτονική του 3G δικτύου.....	25
Εικόνα 5: Σύγκριση του WiMax με το LTE.....	28
Εικόνα 6: Παρουσίαση πορείας των τεχνολογιών ανά κινητό δίκτυο.....	30
Εικόνα 7: Frequency Ranges του 5G.....	32
Εικόνα 8: Σχηματική απεικόνιση των 3 ειδών bands στο 5G.....	33
Εικόνα 9: Σύνοψη των περιπτώσεων χρήσης των 5G δικτύων.....	36
Εικόνα 10: Παράδειγμα ενός small cell.....	37
Εικόνα 11: Δεξιά φαίνεται το Massive MIMO στο 5G και η διαφορά με το 4G.....	39
Εικόνα 12: Beamforming στο 5G.....	40
Εικόνα 13: Τρόπος λειτουργίας της επιβλεπόμενης μάθησης.....	46
Εικόνα 14: Τρόπος λειτουργίας της μη επιβλεπόμενης μάθησης.....	47
Εικόνα 15: Τρόπος λειτουργίας της ενισχυμένης μάθησης.....	49
Εικόνα 16: Παράδειγμα ενός Decision Tree.....	51
Εικόνα 17: Παράδειγμα υπερεπίπεδου 2 διαστάσεων με 2 κλάσεις.....	52
Εικόνα 18: Διαφορές μεταξύ των περιθωρίων των ταξινομητών.....	53
Εικόνα 19: Τρόπος λειτουργίας του νευρώνα.....	54
Εικόνα 20: Τα 3 επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου.....	55
Εικόνα 21: Στιγμιότυπο δικτύου με 30 χρήστες.....	71
Εικόνα 22: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=2.....	80
Εικόνα 23: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=5.....	81
Εικόνα 24: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=8.....	81
Εικόνα 25: Ποσοστά επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=2	82

Εικόνα 26: Ποσοστά επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=5.....	82
Εικόνα 27: Ποσοστά επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=8.....	83
Εικόνα 28: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=2.....	85
Εικόνα 29: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=5.....	85
Εικόνα 30: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=8.....	86
Εικόνα 31: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=2.....	87
Εικόνα 32: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=5.....	88
Εικόνα 33: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=8.....	88

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Προδιαγραφές της προσομοίωσης.....	66
---	----

Ακρωνύμια

ANN: Artificial Neural Network

AMPS: Advanced Mobile Phone System

CA: Carrier Aggregation

CDMA: Code Division Multiple Access

DL: Deep Learning

EDGE: Enhanced Data rates for GSM Evolution

eMBB: Enhanced Mobile Broadband

FDMA: Frequency Division Multiple Access

GPRS: General Packet Radio Service

GSM: Global System for Telecommunication

HSPA+: Evolved High Speed Packet Access

IMT-2000: International Mobile Telecommunications-2000

IoIP: Internet over Ip

IoT: Internet of Things

ITU: International Telecommunication Union

LTE: Long Term Evolution

MIMO: Multiple Input- Multiple Output

MMS: Multimedia Message Service

mMTC: Massive Machine Type Communications

ML: Machine Learning

NMT: Nordic Mobile Telephone

NTT: Nippon Telegraph and Telephone

NFV: Network Function Virtualization

OFDM: Orthogonal Frequency Division Multiplex

OFDMA: Orthogonal Frequency Division Multiple Access

QoS: Quality of Service

RAN: Radio Access Network

SMS: Short Message Service

TDMA: Time Division Multiple Access

UAV: Unmanned Aerial Vehicle

UI: User Interface

UMTS: Universal Mobile Telecommunication System

URLCC : Ultra Reliable Low Latency Communications

WiFi: Wireless Fidelity

3GPP: 3rd Generation Partnership Project

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τελευταία χρόνια, η χρήση των ασύρματων επικοινωνιών είναι όλο και μεγαλύτερη, λόγω των υπηρεσιών που παρέχονται και αυτό έχει ως συνέπεια την αύξηση των χρηστών που μπορεί να υποστηρίξει το κάθε δίκτυο. Τη χρονιά 2019-2020, το 5G έκανε την εμφάνιση του και από τότε έχουν γίνει πολύ εκτενείς συζητήσεις για το πως αυτό θα ωφελήσει τους χρήστες και θα επηρεάσει τις ζωές τους μέσω των τρομερά περισσότερων παροχών που προσφέρει. Το 5G παρέχει πολύ μεγαλύτερη ταχύτητα λήψης δεδομένων, ελάχιστη καθυστέρηση όσον αφορά τη μεταδότηση της πληροφορίας, ευρεία γεωγραφική κάλυψη και αποδοτικότερη εκμετάλλευση των φασματικών ζωνών. Εκτός όμως από αυτά, μπορεί να συνδυαστεί άμεσα με το Διαδίκτυο των Πραγμάτων- Internet of Things (IoT), καθώς και με τη μηχανική μάθηση-Machine Learning (ML).

Το Machine Learning είναι κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης, που ουσιαστικά βασίζεται στην εκπαίδευση δεδομένων με σκοπό την πρόβλεψη μιας κατάστασης ή τη λήψη μιας απόφασης με βάση κάποιο μοντέλο. Έτσι, όσο πιο πολύ εκπαιδευτεί ένα μοντέλο με βάση τα δεδομένα που δέχεται ως είσοδο, τόσο καλύτερη θα είναι η πρόβλεψη και γενικά το αποτέλεσμα του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Στις ασύρματες επικοινωνίες και ειδικότερα στο 5G, μπορεί να χρησιμοποιηθεί, μεταξύ άλλων, για καλύτερη εκμετάλλευση συχνοτήτων, καλύτερη διανομή πόρων μεταξύ των κινητών συσκευών και αποδοτικότερη πρόβλεψη των απαιτήσεων του δικτύου.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής λοιπόν είναι να εξετάσει την εφαρμογή του ML στα ασύρματα δίκτυα 5G και να εξηγήσει περαιτέρω τις βασικές πτυχές του πρώτου και τα κυριότερα χαρακτηριστικά του δεύτερου. Πιο συγκεκριμένα, παρουσιάζουμε μηχανισμό για την αποδοτική σύνδεση

των χρηστών σε σταθμούς βάσης, μέσω πρόβλεψης, με έξυπνη χρήση του φάσματος συχνοτήτων, με σκοπό την εξυπηρέτηση πολλών χρηστών του δικτύου και αύξηση των ρυθμών μετάδοσης.

Στο 1^ο Κεφάλαιο της εργασίας, θα εξετάσουμε τα κινητά δίκτυα επικοινωνιών από την απαρχή τους και θα κάνουμε μια ιστορική αναδρομή για αυτά, τονίζοντας τα κύριά τους στοιχεία.

Στο 2^ο Κεφάλαιο, θα παρουσιάσουμε αναλυτικά τα ασύρματα δίκτυα επικοινωνιών 5G και θα εξηγήσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά τους. Επιπρόσθετα, θα δούμε ποια είναι τα οφέλη που προσφέρουν, ποια είναι η αρχιτεκτονική τους και θα εξετάσουμε τα ερωτήματα που εγείρονται γύρω από τις απαιτήσεις τους αλλά και τις προκλήσεις τους, αναφορικά με τον τρόπο σχεδιασμού τους.

Στο 3^ο Κεφάλαιο, θα δούμε τι είναι τελικά το Machine Learning, που χρησιμοποιείται αλλά και ειδικότερα τη χρησιμότητά του στο 5G. Επίσης, θα αναλύσουμε και το Deep Learning(DL), καθώς και άλλες υποκατηγορίες της μηχανικής μάθησης, παρουσιάζοντας τα βασικά χαρακτηριστικά τους και τρόπους υλοποίησής τους.

Στο 4^ο Κεφάλαιο, θα γίνει εκτενής αναφορά στην πειραματική εξομοίωση των όσων προσπαθούμε να πετύχουμε, καθώς και στο μοντέλο πάνω στο οποίο βασιστήκαμε. Στη συνέχεια, θα σχολιάσουμε και θα αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

Κεφάλαιο 1ο

ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΕΣ ΓΕΝΙΕΣ ΚΙΝΗΤΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

1.1 Εισαγωγή

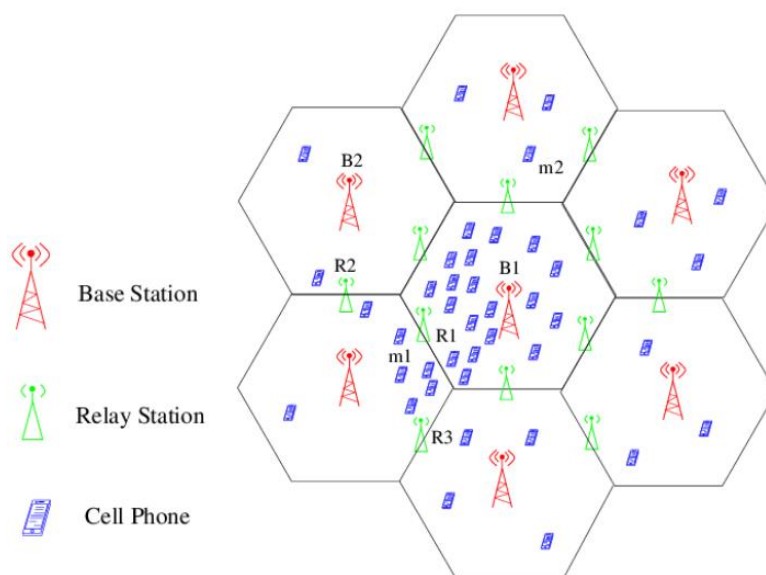
Όπως γνωρίζουμε, ζούμε σε μια εποχή που η ασύρματη σύνδεση στο Internet μέσω Wi-Fi είτε μέσω χρήσης δεδομένων προερχόμενων από κινητά και ασύρματα δίκτυα είναι δεδομένη. Εκτός όμως από αυτό, αυξάνονται με τεράστιες ταχύτητες και οι χρήστες αλλά και οι πόροι που χρειάζονται για να ικανοποιήσουν τα αιτήματα των χρηστών. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, να υπάρχει η ανάγκη κάθε μερικά χρόνια να δημιουργείται μια νέα γενιά κινητού δικτύου επικοινωνίας. Η βάση πάνω στην οποία έχουν δομηθεί οι προηγούμενες γενιές κινητών δικτύων επικοινωνιών αλλά και το 5G είναι τα κυψελωτά δίκτυα ή αλλιώς cellular networks.

Τα κυψελωτά δίκτυα παρέχουν καλύτερη φασματική απόδοση όσον αφορά τις ραδιοσυχνότητες και προσφέρουν ραδιοκάλυψη σε όλη τη γεωγραφική περιοχή με συγκεκριμένο τρόπο. Αυτός ο τρόπος είναι ότι η γεωγραφική περιοχή σπάει και έτσι κάθε τέτοια περιοχή περιέχει πολλές κυψέλες η μια δίπλα στην άλλη, οι οποίες δεν επικαλύπτονται. Έτσι, κάθε κυψέλη έχει στο κέντρο της ένα σταθμό βάσης που επικοινωνεί με τους χρήστες εντός της εμβέλειας της κυψέλης και με αυτόν τον τρόπο αυξάνεται η χωρητικότητα του συστήματος. Αξίζει να αναφερθεί ότι σε κάθε κυψέλη ή αλλιώς cell, ανατίθεται διαφορετική συχνότητα, αν και υπάρχει περίπτωση δύο διαφορετικά cells να έχουν την ίδια συχνότητα με

την προϋπόθεση όμως ότι αποφεύγονται προβλήματα παρεμβολών των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων.

Οι πρώτες απόπειρες δημιουργίας κυψελωτού δικτύου έγιναν στα Bell Labs το 1947 και ουσιαστικά το πρώτο που δημιουργήθηκε ήταν το *AMPS* (*Advanced Mobile Phone System*). Μια λειτουργία των δικτύων αυτών είναι η κυψελοειδής διάσπαση, που πραγματοποιείται σε περιπτώσεις πολύ μεγάλης κίνησης και μεγάλου αριθμού χρηστών. Όταν συμβαίνει αυτό λοιπόν και ειδικότερα σε ώρες αιχμής, η κυψέλη σπάει σε κυψέλες μικρότερης ακτίνας, αυξάνοντας έτσι τη χωρητικότητα του καναλιού και εξυπηρετώντας τον ίδιο αριθμό χρηστών που εξυπηρετούσε η αρχική κυψέλη [7].

Παρακάτω φαίνεται ένα παράδειγμα τοπολογίας ενός κυψελωτού δικτύου.



Εικόνα 1: Τοπολογία κυψελωτού δικτύου [50]

1.2 Δίκτυα 1G

Αφού λοιπόν παρουσιάσαμε τη βάση των κινητών δικτύων επικοινωνιών, που είναι τα κυψελωτά δίκτυα, ήρθε η ώρα να παρουσιάσουμε τα κινητά δίκτυα πρώτης γενιάς 1G. Είναι η πρώτη γενιά που αρχικά δημιουργήθηκε στο τέλος της δεκαετίας του 1970 και τέθηκε σε πλήρη κυκλοφορία κοντά στα μέσα της δεκαετίας του 1980. Βασικό χαρακτηριστικό των 1G δικτύων είναι ότι χρησιμοποιείται αναλογική τεχνολογία για την πραγματοποίηση υπηρεσιών ομιλίας και επίσης η μέγιστη ταχύτητά του ήταν 2.4 Kbps. Για ιστορικούς σκοπούς να αναφέρουμε ότι το 1979, η *NTT (Nippon Telegraph and Telephone)* είναι η εταιρεία που κυκλοφόρησε ουσιαστικά για πρώτη φορά το 1G στο Τόκιο και μέσα σε ένα χρόνο κάλυψε τηλεπικοινωνιακά όλη την Ιαπωνία. Επίσης, στις Η.Π.Α. το 1983 αποδέχτηκαν το 1G ως τηλεπικοινωνιακό δίκτυο και στη συνέχεια το κινητό DynaTAC της Motorola ήταν το πρώτο που κυκλοφόρησε παγκοσμίως και ήταν συμβατό με αυτό.

Αξίζει να αναφερθεί ότι εκτός από το AMPS που χρησιμοποιούνταν πιο πολύ στην Αμερική, υπήρχε και το *NMT (Nordic Mobile Telephone)* που ήταν περισσότερο διαδεδομένο στην Ευρώπη. Το NMT ήταν το πρώτο κινητό δίκτυο που επέτρεπε σε παγκόσμιο επίπεδο την περιαγωγή (roaming), δηλαδή τη δυνατότητα που έχει μια κινητή συσκευή να συνδέεται σε κάποιο άλλο διαθέσιμο δίκτυο, όταν είναι εκτός του εύρους του κεντρικού δικτύου του [3],[8].

Παρά την τότε ευρεία χρήση του όμως, το 1G είχε και κάποια, ας τα πούμε, μειονεκτήματα που ουσιαστικά οδήγησαν στην ανάγκη δημιουργίας του 2G. Ένα από τα κύρια αυτά μειονεκτήματα είναι ότι η μπαταρία των κινητών διαρκούσε πολύ λίγο και η ποιότητα της κλήσης δεν ήταν τόσο καλή με ορισμένες φορές, κάποιες από αυτές να

διακόπτονται. Επίσης, δεν υπήρχαν αποδοτικοί αλγόριθμοι κρυπτογράφησης, διότι τα σήματα που χρησιμοποιούνταν ήταν αναλογικά και αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μην υπάρχει η απαραίτητη ασφάλεια στις κλήσεις. Ακόμα, ένα άλλο πρόβλημα που εμφανίστηκε στα δίκτυα 1G είναι ότι δεν υποστηριζόταν η περιαγωγή και έτσι πολλά συστήματα μπορεί να χρησιμοποιούσαν διαφορετικές συχνοτικές ζώνες με αποτέλεσμα να μην ήταν εφικτή η συνδεσιμότητα και συμβατότητά τους [1],[3].

Έτσι, συμπεραίνουμε ότι η ανάγκη για νέο κινητό δίκτυο επικοινωνιών είναι επιτακτική και για αυτό το λόγο η επιστημονική κοινότητα προχώρησε στο 2G. Το 1G με την πάροδο του χρόνου εγκαταλείφθηκε, καθώς από το 2G και μετά χρησιμοποιούνται ψηφιακά σήματα και υπάρχει μεγαλύτερη φασματική απόδοση.

Παρακάτω, φαίνεται εικόνα των πρώτων συσκευών που υποστήριζονταν από το 1G.



Εικόνα 2: Κινητά τηλέφωνα για το 1G [51]

1.3 Δίκτυα 2G

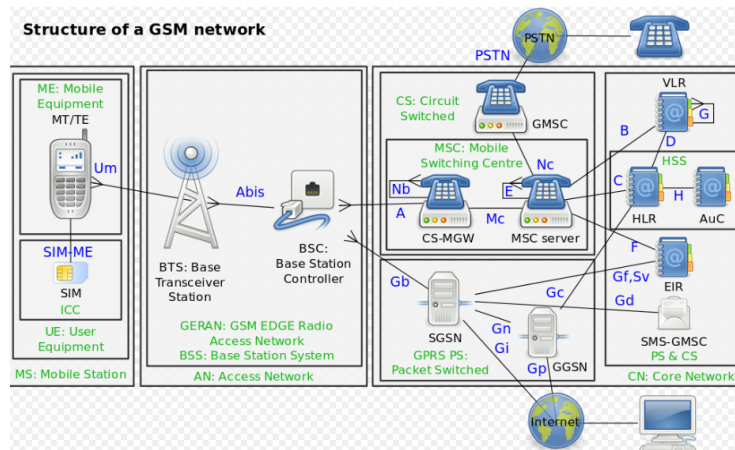
Μετά από την αναγνώριση ορισμένων προβλημάτων του 1G δικτύου, η επιστημονική κοινότητα προχώρησε στο τέλος της δεκαετίας του 1980 στη δημιουργία του 2G δικτύου, που έγινε εμπορικό από το 1991 και μετά. Η κυριότερη διαφορά των δικτύων αυτών είναι ότι στο 1G τα σήματα που χρησιμοποιούνται είναι αναλογικά, ενώ στο 2G τα σήματα είναι ψηφιακά. Εκτός όμως από αυτή τη βασική διαφορά, στο 2G οι χρήστες μπορούσαν εκτός από την ομιλία, να στέλνουν μεταξύ τους SMS (*Short Time Messages*) και μηνύματα πολυμέσων, δηλαδή MMS (*Multimedia Messages*). Τα δίκτυα αυτά παρείχαν περισσότερο αξιόπιστη μεταφορά δεδομένων και επικοινωνία.

Τα 2G δίκτυα κινητών επικοινωνιών, σε αντίθεση με τα 1G που χρησιμοποιούν FDMA (*Frequency Division Multiple Access*), χρησιμοποιούν τις τεχνικές TDMA (*Time Division Multiple Access*) και CDMA (*Code Division Multiple Access*). Με την πρώτη τεχνική, δίνεται η δυνατότητα σε διαφορετικούς χρήστες να χρησιμοποιούν την ίδια ζώνη συχνοτήτων, διαιρώντας το σήμα σε χρονικά slots. Με τη δεύτερη τεχνική, οι χρήστες μπορούν να μοιράζονται διαφορετικές συχνοτικές ζώνες και να στέλνουν πληροφορία ταυτόχρονα μέσω ενός καναλιού [12],[13].

Αφού αναφέραμε την κύρια διαφορά των 1G με τα 2G δίκτυα και τις τεχνικές με βάση τις οποίες λειτουργούν τα 2G, ήρθε η ώρα να παρουσιάσουμε κάποια πλεονεκτήματα που προσέφερε η χρήση τους. Αρχικά, δεδομένου του ότι τα σήματα που υπάρχουν είναι ψηφιακά, έχουν υλοποιηθεί αποδοτικοί αλγόριθμοι κρυπτογράφησης με αποτέλεσμα οι συνομιλίες μεταξύ των χρηστών να είναι περισσότερο ασφαλείς,

συγκριτικά με την περίπτωση των 1G δικτύων. Επιπρόσθετα, τα ραδιοκύματα στα 2G δίκτυα καταναλώνουν χαμηλότερη ενέργεια από ότι αυτά της προηγούμενης γενιάς και έτσι η μπαταρία των κινητών συσκευών αντέχει πιο πολύ και επίσης μπορεί να έχει μικρότερο μέγεθος. Ακόμα, υπάρχει φανερή μείωση του θορύβου στα σήματα, καθώς επιτυγχάνεται καλύτερη επεξεργασία και ελαττώνεται και το φαινόμενο της διασυμβολικής παρεμβολής. Όλα αυτά έχουν ως αποτέλεσμα την κλήση καλύτερης ποιότητας μεταξύ των χρηστών του δικτύου. Τέλος, δίνεται η δυνατότητα σε πολλούς χρήστες να χρησιμοποιούν την ίδια συχνοτική ζώνη, δηλαδή επιτυγχάνεται αποδοτικότερη χρήση του φάσματος συχνοτήτων [1],[4],[9].

Ένα από τα βασικά πρωτόκολλα στο οποίο βασίστηκε η 2^η γενιά κινητών δικτύων είναι το GSM (*Global System for Mobile*), που εφαρμόστηκε για πρώτη φορά το 1991 στη Φινλανδία. Μέσω του GSM, για πρώτη φορά δόθηκε η δυνατότητα περιαγωγής (δηλαδή ένας χρήστης όταν κινείται να μπορεί να εξυπηρετείται από κεραιές σταθμών βάσης διαφορετικών κυψελών) σε παγκόσμιο επίπεδο. Το GSM χρησιμοποιεί τις τεχνικές TDMA και CDMA και αποτελείται από 3 μέρη, τον κινητό σταθμό, το βασικό υποσύστημα σταθμού και βασικό σταθμό ελέγχου. Χρησιμοποιεί διάφορες ζώνες συχνοτήτων, όμως η πιο γνωστή είναι αυτή των 900MHz. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο τρόπος λειτουργίας του GSM.



Εικόνα 3: Λειτουργία του GSM [52]

Τα επόμενα χρόνια, δημιουργήθηκαν κάποιες προεκτάσεις του GSM, που είναι το GPRS (*General Packet Radio Service*) δηλαδή το 2.5G και το EDGE (*Enhanced Data rates for GSM Evolution*) δηλαδή το 2.75G. Το GPRS χρησιμοποιεί την τεχνική μεταγωγής πακέτου και η μέγιστη ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων είναι 50Kbps. Επίσης, παρέχει συνεχή σύνδεση στο δίκτυο και προσφέρει αποδοτικότερη χρήση των πόρων του δικτύου, γιατί αυτοί χρησιμοποιούνται μόνο όταν ζητηθεί από το χρήστη.

Το EDGE είναι επέκταση του GPRS και η ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων είναι 1Mbps. Για τη χρήση του EDGE, δεν απαιτείται εγκατάσταση νέου εξοπλισμού, αλλά βελτίωση αυτού που υπάρχει ήδη. Η τεχνολογία που χρησιμοποιείται για την κωδικοποίηση είναι το 8PSK, δηλαδή σε κάθε παλμό του σήματος το κάθε σύμβολο αναπαρίσταται με 3bit. Επομένως συμπεραίνουμε ότι η ενημέρωση-βελτίωση που πραγματοποιείται γίνεται μέσω software και επίσης ο ρυθμός με τον οποίο μεταδίδεται η πληροφορία είναι 3 φορές μεγαλύτερος από αυτόν του GPRS [1],[2],[4].

Συμπεραίνουμε ότι οι γενιές των 2.5G και 2.75G αποτέλεσαν μεταβατικό στάδιο μεταξύ των δικτύων 2G και 3G. Έτσι, δημιουργήθηκε η ανάγκη για

την εγκαθίδρυση μιας νέας γενιάς κινητών δικτύων επικοινωνιών που αυτή είναι η 3^η γενιά.

1.4 Δίκτυα 3G

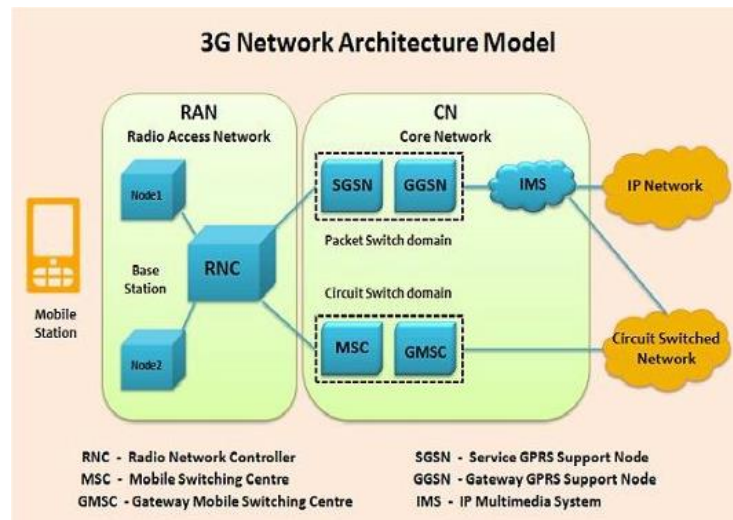
Η ανάγκη των χρηστών για καλύτερη και γρηγορότερη σύνδεση στο διαδίκτυο, καθώς και η μεγάλη τεχνολογική ανάπτυξη οδήγησαν στη δημιουργία της τρίτης γενιάς κινητών δικτύων, το 3G. Αυτό εμφανίστηκε στο προσκήνιο για πρώτη φορά το 1998 και τέθηκε σε εφαρμογή το 2001. Κύριος σκοπός δημιουργίας του 3G ήταν η ανάγκη για ταχύτερη μεταφορά δεδομένων και κάλυψη οποιασδήποτε κινητής συσκευής σε οποιοδήποτε μέρος, οποιαδήποτε χρονική στιγμή. Μέσω αυτής της γενιάς κινητών δικτύων, δόθηκε η δυνατότητα στους χρήστες να περιηγούνται στο διαδίκτυο, να στέλνουν emails, να «κατεβάζουν» εικόνες και βίντεο, και να κάνουν βίντεο κλήσεις. Ουσιαστικά συνοδεύτηκε και από την άνθιση των smartphones [1],[5].

Το 3G βασίστηκε σε ένα σύνολο τηλεπικοινωνιακών πρωτοκόλλων, τα οποία βασίζονται στο *IMT-2000 (International Mobile Telecommunications-2000)* και τα κριτήρια της *ITU (International Telecommunication Union)*. Αξίζει να αναφέρουμε ότι στο 3G, ο ρυθμός μετάδοσης δεδομένων είναι το λιγότερο 144 Kbps, όταν το δίκτυο εξυπηρετεί πολύ κόσμο και το μέγιστο είναι 2 Mbps, όταν δεν υπάρχουν πολλοί χρήστες σε αυτό. Τα πρωτόκολλα στα οποία βασίστηκε το 3G ήταν το *UMTS (Universal Mobile Telecommunication System)*, το *HSPA+ (Evolved High Speed Packet Access)* και το *CDMA2000*. Το UMTS είναι εξέλιξη του GSM και εφαρμόστηκε πρώτη φορά στην Κίνα, στην Ευρώπη και την Ιαπωνία. Το HSPA+ είναι βελτίωση του UMTS και παρέχει ρυθμό μετάδοσης δεδομένων από 84.4 ως 168 Mbps στο downlink (

προς τη συσκευή του χρήστη) και 22 Mbps στο uplink (από τη συσκευή του χρήστη). Σε αυτό το σημείο να αναφέρουμε ότι το HSPA+ είναι το 3.5G, αλλά υπάρχει και το WiMax που είναι το 3.75G. Τέλος το CDMA2000 εμφανίστηκε το 2002 και χρησιμοποιήθηκε σε πολλές χώρες παγκοσμίως [2],[5],[10].

Αφού παρουσιάσαμε κάποια βασικά χαρακτηριστικά όσον αφορά το 3G και τα πρωτόκολλα με βάση τα οποία λειτουργεί, ήρθε η ώρα να σχολιάσουμε τις νέες παροχές και δυνατότητες που προσέφερε στο χρήστη. Όπως αναφέραμε και στην αρχή της υποενότητας, ο χρήστης της κινητής συσκευής είχε τη δυνατότητα να πραγματοποιεί κλήσεις και βίντεο κλήσεις με ικανοποιητική ποιότητα, να στριμάρει στο διαδίκτυο και να στέλνει emails, αντί να περιορίζεται μόνο στα sms και στα μηνύματα πολυμέσων. Όσον αφορά όμως την καλύτερη διαχείριση του δικτύου, υποστηρίζονταν και η συμμετρική και η ασύμμετρη κίνηση, προσφέρεται η δυνατότητα περιαγωγής και γίνεται συνδυασμός μεταγωγής πακέτου και κυκλώματος.

Ακόμα, δημιουργήθηκαν και άλλες ζώνες συχνοτήτων, που θα χρησιμοποιούνταν σε περίπτωση που το δίκτυο εξυπηρετούσε πάρα πολλούς χρήστες και σημαντικότερο ήταν το γεγονός ότι όλες οι συσκευές ήταν πάντα συνδεδεμένες, λόγω της χρήσης των IP. Τέλος, το σημαντικότερο είναι ότι αυξήθηκε κατά πολύ ο ρυθμός μετάδοσης δεδομένων συγκριτικά με το 2G. Πιο συγκεκριμένα, το ελάχιστο όριο μετάδοσης στο 3G είναι 10 φορές μεγαλύτερο από το μέγιστο όριο στο 2G. Στην παρακάτω εικόνα, παρατηρούμε την αρχιτεκτονική ενός 3G δικτύου.



Εικόνα 4: Αρχιτεκτονική του 3G δικτύου [53]

Παρά την τρομερή χρησιμότητά του, παρατηρήθηκε ότι το κόστος ενοικίασης συχνοτήτων και εγκατάστασης του εξοπλισμού για το δίκτυο είναι τεράστιο, καθώς και ότι χρησιμοποιείται σε μεγαλύτερο βαθμό η μπαταρία της συσκευής. Έτσι, μετά από μερικά χρόνια, δημιουργήθηκε η 4^η γενιά κινητών δικτύων, το 4G.

1.5 Δίκτυα 4G

Τα τελευταία 10 χρόνια η εξέλιξη στην τεχνολογία είναι πολύ μεγάλη και για αυτό το λόγο ουσιαστικά ήταν εφικτή η δημιουργία των κινητών δικτύων 4^η γενιάς. Το 3G για να εδραιωθεί, χρειάστηκε την εγκαθίδρυση πολλών νέων πρωτοκόλλων και εγκατάστασης hardware, ενώ από την άλλη πλευρά τα συστήματα για το 4G επιχειρούν να ενσωματώσουν την τεχνολογία της προηγούμενης γενιάς και γενικά τις ήδη υπάρχουσες ασύρματες τεχνολογίες, όπως το Bluetooth και το GSM. Λίγο πιο κάτω στην υποενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε τα χαρακτηριστικά και τον τρόπο

λειτουργίας των 4G δικτύων. Προτού όμως γίνει αυτό, θα αναφέρουμε επιγραμματικά ορισμένα από αυτά τα χαρακτηριστικά όπως η μεγάλη χρηστικότητα, δηλαδή πρόσβαση οπουδήποτε από οποιονδήποτε, καθώς και υποστήριξη πολυμεσικών εφαρμογών με πολύ μικρό κόστος. Σκοπός δηλαδή είναι οι χρήστες να έχουν τη δυνατότητα να χρησιμοποιήσουν οποιαδήποτε υπηρεσία με μεγάλη ευκολία, ταχύτητα, καλό QoS (*Quality of Service*) με όσο το δυνατόν μικρότερο κόστος [1],[6],[11].

Η έννοια 4G δεν είναι ένα πρωτόκολλο απλά, αλλά αποτελεί ένα συνδυασμό πρωτοκόλλων, που περιλαμβάνουν προδιαγραφές οι οποίες καθορίζουν το αν μια τεχνολογία μπορεί να χαρακτηριστεί 4G. Το πρώτο πρωτόκολλο πάνω στο οποίο βασίστηκε το 4G είναι το *LTE (Long Term Evolution)*, το οποίο ανακοινώθηκε για πρώτη φορά το 2008 και καλύπτει θέματα που έχουν σχέση με την ασύρματη διεπαφή και την αρχιτεκτονική του δικτύου. Το LTE είναι ουσιαστικά το 3.9G και έχει κάποιες βασικές απαιτήσεις. Η πρώτη από αυτές είναι ο αυξημένος ρυθμός μετάδοσης των δεδομένων και γενικά, αλλά και ειδικά, ακόμα και στα όρια ενός cell, ώστε να υπάρχει καλύτερη ποιότητα υπηρεσίας. Εκτός όμως από τα προαναφερθέντα, απαιτεί το κόστος ανα bit μετάδοσης να είναι μικρότερο αλλά και να υποστηρίζεται μόνο μεταγωγή πακέτου. Επιπρόσθετα, η ενέργεια που καταναλώνει μια κινητή συσκευή πρέπει να είναι μικρή και ακόμα θα πρέπει να γίνεται καλύτερη διαχείριση της φασματικής απόδοσης. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της τεχνολογίας *OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplex)* που ουσιαστικά υπάρχουν πολλοί συχνοτικοί φορείς, ορθογώνιοι μεταξύ τους, που μεταδίδουν δεδομένα, αντί να υπάρχει ένα μονάδικο wideband σήμα. Τέλος, να αναφέρουμε ότι το LTE μπορεί να έχει μέγιστο ρυθμό μετάδοσης στο downlink μεγαλύτερο των 100Mbps και στο uplink μεγαλύτερο των 50 Mbps [2],[6],[14].

Το LTE έχει κάποιες επεκτάσεις ανά τα χρόνια, αλλά η πιο σημαντική επέκτασή του έγινε το 2011 και αυτή ήταν το *LTE-A (LTE-Advanced)*. Το LTE-A αποτελεί το πρώτο πρότυπο (πρωτόκολλο) που μπορεί να γίνει αποδεκτό για δίκτυο 4G. Όπως και το απλό LTE, έτσι και το LTE-A έχει κάποιες βασικές απαιτήσεις και μερικές από αυτές είναι κινητές υπηρεσίες υψηλής ποιότητας, παγκόσμιας χρήσης κινητές συσκευές, εφαρμογές με εύχρηστα *UIs (User Interface)* για το χρήστη. Ένας από τους βασικούς του μηχανισμούς είναι το *CA (Carrier Aggregation)*, δηλαδή μεγαλώνει το εύρος του συχνοτικού φάσματος και έτσι συνδυάζονται πολλοί φορείς για μετάδοση από ένα terminal. Συγκεκριμένα, μπορούν να συνδυαστούν και μέχρι 5 φορείς με μέγιστο εύρος συνολικά 100 MHz. Όσον αφορά τις επιδόσεις, για το downlink επιτυγχάνεται ρυθμός μετάδοσης δεδομένων μεγαλύτερος του 1Gbit/s και για το uplink 500 Mbps [15].

Παράλληλα με το LTE-A όμως, ένα δεύτερο πρότυπο που είναι αποδεκτό για το 4G είναι το WiMax, το οποίο είναι επέκταση του γνωστού Wi-Fi. Το WiFi έχει εμβέλεια μέχρι 100 μέτρα, ενώ το WiMax μπορεί να προσφέρει κάλυψη μέχρι και 50 χιλιόμετρα. Εκτός όμως από το WiMax, υπάρχει και το mobile WiMax, του οποίου ο μέγιστος ρυθμός μετάδοσης φτάνει στο 1 Gbps και βασικά χαρακτηριστικά του είναι ότι χρησιμοποιεί OFDMA, επιτρέπει την εξυπηρέτηση πολλών χρηστών με πολλές φέροντες του ίδιου όμως καναλιού και υποστηρίζει την τεχνολογία MIMO (*Multiple Input-Multiple Output*).

Στην παρακάτω εικόνα, φαίνονται οι διαφορές του WiMax με το LTE.

Comparison



- Use OFDMA in both DL and UL
- Frame is separated into DL and UL sub-frame allocate resources to different users
- Duplex mode only TDD is commercially available
- Backward compatibility to 3G/2G not present



- Use SCFDMA in UL and OFDMA in DL
- From 10 sub-frames only 2 are reserved for DL, more dynamic, so they reach smaller delays.
- Both FDD & TDD
- Inter radio technology handover possible

Εικόνα 5: Σύγκριση του WiMax με το LTE [54]

Στην αρχή της υποενότητας αυτής, αναφέραμε ότι προς το τέλος θα παρουσιάσουμε τα κύρια χαρακτηριστικά των 4G δικτύων. Αρχικά να τονίσουμε ότι παρέχει πολύ μεγάλη ταχύτητα και ποιότητα υπηρεσιών στους χρήστες, αυξημένη ασφάλεια, μικρότερο κόστος των πολυμεσικών υπηρεσιών και το λεγόμενο *IoIP (Internet over IP)*. Πιο απτά παραδείγματα των όσων αναφέραμε πιο πάνω είναι η ασύρματη σύνδεση στο διαδίκτυο σε πραγματικό χρόνο οποιαδήποτε στιγμή, υπηρεσίες gaming, cloud computing και υψηλής ποιότητας τηλεόρασης μέσω κινητού [1],[2],[6].

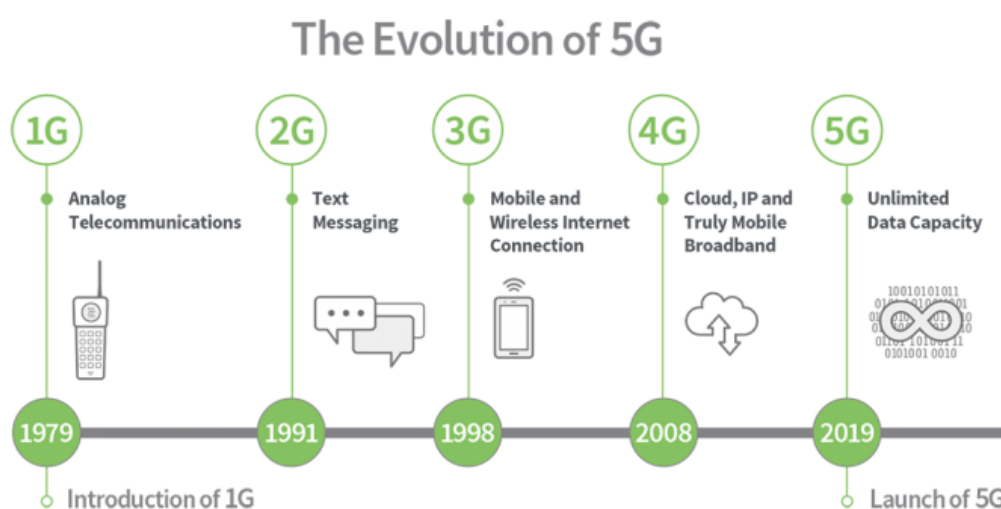
Κεφάλαιο 2

ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΔΙΚΤΥΩΝ 5G

2.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο αναφερθήκαμε στα κινητά δίκτυα προηγούμενων γενιών και σε αυτό θα παρουσιάσουμε τα κινητά δίκτυα 5^{ης} γενιάς, τα 5G δίκτυα. Είναι τα δίκτυα, που θα πρωταγωνιστήσουν τη δεκαετία 2020-2030 και θα αποτελέσουν μετέξελιξη των 4G LTE δικτύων. Παρά το γεγονός ότι σαν ορισμός χρησιμοποιείται αρκετά συχνά στις μέρες μας, ακόμα δεν έχουν καθοριστεί επακριβώς τα πρωτόκολλα με βάση τα οποία θα λειτουργεί. Δηλαδή, με τον όρο 5G περιγράφονται κάποιες πρωτοπόρες τεχνολογίες και αρχιτεκτονικές, που με την πάροδο του χρόνου θα οδηγήσουν στη βελτίωση του εξοπλισμού και των υποδομών των τωρινών δικτύων. Επίσης, να αναφέρουμε ότι τον πρώτο καιρό το 5G θα λειτουργεί σε συνδυασμό με την ήδη υπάρχουσα υποδομή για το 4G, μέχρι να αποτελέσει ουσιαστικά ένα ανεξάρτητο και πλήρως λειτουργικό δίκτυο. Κάποιες κύριες παροχές που θα προσφέρει το 5G είναι μεγαλύτερη χωρητικότητα καναλιού, άρα μεγαλύτερη ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων και αυξημένος αριθμός συνδεδεμένων συσκευών, λόγω του IoT και των έξυπνων συσκευών. Ένα πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι το latency, δηλαδή η καθυστέρηση, θα είναι πάρα πολύ μικρή. Το latency είναι ο χρόνος που απαιτείται για να επικοινωνήσουν οι συσκευές μεταξύ τους μέσω του ασύρματου δικτύου και θα είναι βέλτιστα το 1ms, σε αντίθεση με το latency στα 4G δίκτυα που ήταν 30ms [16],[17].

Τα δίκτυα 5G θα είναι ετερογενή, δηλαδή θα προσφέρεται η δυνατότητα σύνδεσης στο ασύρματο δίκτυο μέσω πολλών κόμβων πρόσβασης. Δηλαδή, κάθε χρήστης θα μπορεί να συνδέεται στο δίκτυο με οποιαδήποτε μέθοδο ασύρματης πρόσβασης και να μεταβαίνει από τη μια στην άλλη χωρίς πρόβλημα. Εκτός από τα προαναφερθέντα χαρακτηριστικά που θα αναλύσουμε στη συνέχεια του κεφαλαίου, ένα ακόμα είναι ότι θα χρησιμοποιούνται τεχνικές ελάττωσης της ενεργειακής κατανάλωσης του δικτύου.



Εικόνα 6: Παρουσίαση πορείας των τεχνολογιών ανά κινητό δίκτυο

[55]

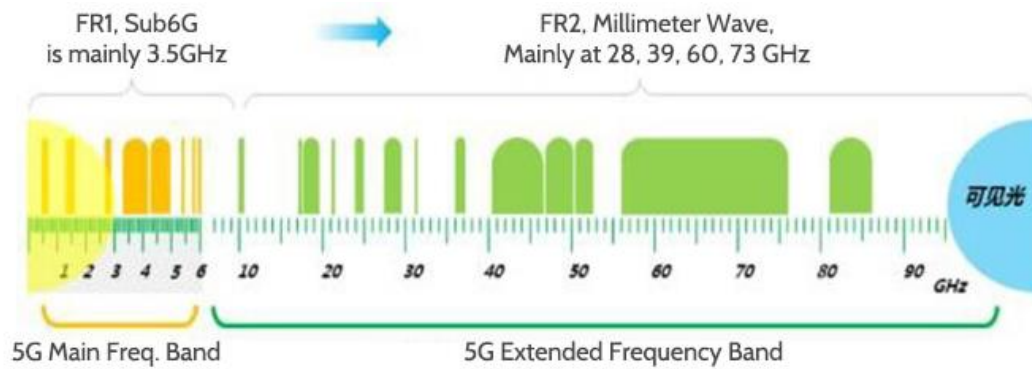
2.2 Κύρια τεχνικά χαρακτηριστικά του 5G

Όπως αναφέραμε στην εισαγωγή, το 5G είναι η επόμενη γενιά κυψελοειδών δικτύων, τα οποία θα έχουν πολλές συνδέσεις και θα προσφέρουν υψηλού επιπέδου QoS σε συνδυασμό με μικρό κόστος και χαμηλά επίπεδα κατανάλωσης ενέργειας. Η 3GPP (3rd Generation Partnership Project) έχει ορίσει την Έκδοση 15, που αποτελείται από 2 φάσεις και

περιέχει τις αρχικές προδιαγραφές των δικτύων 5G. Εκτός όμως από αυτό, έχει μελετήσει και προτείνει την τεχνολογία NR (*New Radio*), που ικανοποιεί τις προδιαγραφές του 5G RAN (*Radio Access Network*) και έτσι το διεθνές πρότυπο για το 5G είναι το 5G NR με μέσο διάδοσης τον αέρα. Όσον αφορά το πρακτικό κομμάτι, το φάσμα συχνοτήτων στο 5G NR χωρίζεται σε 2 κατηγορίες, αυτές είναι το εύρος συχνοτήτων 1, FR1 (*Frequency Range 1*) και το εύρος συχνοτήτων 2, FR2 (*Frequency Range 2*).

Το FR1 περιλαμβάνει ουσιαστικά τις συχνότητες κάτω των 6 GHz και το μέγιστο διαθέσιμο εύρος ζώνης είναι τα 100 MHz. Εδώ παρατηρούμε ότι υπάρχουν περιορισμοί όσον αφορά το εύρος ζώνης, κάτι που δικαιολογείται από το γεγονός ότι πολλές συχνότητες χρησιμοποιούνται από δίκτυα προηγούμενων γενιών και ιδανικά δε θέλουμε να έχουμε «συγκρούσεις» με προηγούμενα δίκτυα. Στο εύρος FR1, οι συχνότητες που χρησιμοποιούνται πιο πολύ είναι 3.3-4.2 GHz και ακόμα δε συνίσταται για βελτιώσεις συγκριτικά με τα δίκτυα 4G [16],[17],[18].

Το FR2 περιλαμβάνει τις συχνότητες μεγαλύτερες των 24 GHz για μεγαλύτερη χωρητικότητα καναλιού και αυξημένο εύρος ζώνης. Το εύρος ζώνης καναλιού θα κυμαίνεται από 40 μέχρι 500 MHz μέσω της τεχνικής του carrier aggregation και αυτό συμβαίνει, διότι οι συχνότητες αυτές δεν έχουν χρησιμοποιηθεί από παλαιότερα πρότυπα προηγούμενων γενιών δικτύων επικοινωνιών. Κάποια σήματα του 5G στο FR2 δεν μπορούν να ταξιδέψουν μακριά, με αποτέλεσμα να χρειάζεται να τοποθετούνται σταθμοί βάσης κάθε λίγα μέτρα για τέτοιου είδους υψηλές συχνότητες. Επίσης, τα σήματα αυτά είναι λίγο δύσκολο να διαπεράσουν αυτοκίνητα, τοίχους και γενικά ογκώδη αντικείμενα και για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται small cells και femtocells για ενίσχυση του σήματος [17]. Η παρακάτω εικόνα δείχνει σχηματικά αυτά που αναλύσαμε παραπάνω.



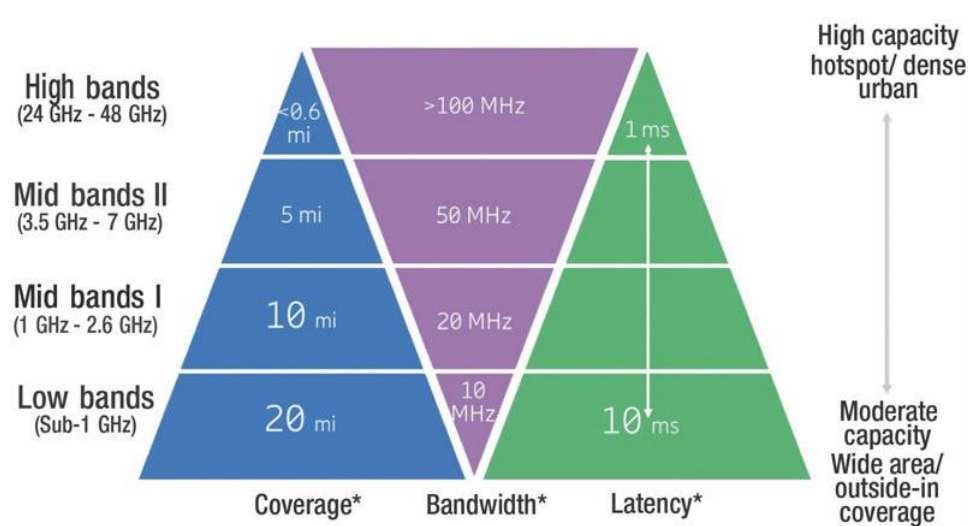
Εικόνα 7: Frequency Ranges του 5G [56]

Αφού αναλύσαμε τα εύρη συχνοτήτων, αξίζει να αναφέρουμε ότι το 5G θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε συχνότητα. Για αυτό το λόγο υπάρχουν 3 είδη ζωνών στις οποίες χωρίζονται οι συχνότητες και αυτές είναι η low, η middle και η high. Το low band 5G λειτουργεί σε συχνότητες μικρότερες των 2 GHz και ουσιαστικά αυτές είναι οι συχνότητες των παλιών κυψελοειδών δικτύων. Χρησιμοποιείται για μεγάλες αποστάσεις, όμως το κανάλι δεν έχει πολύ μεγάλο εύρος, με αποτέλεσμα το low band 5G να είναι αργό. Πολλές από τις συχνότητες αυτές χρησιμοποιούνται στο 4G και όσον αφορά το εύρος του καναλιού αυτό κυμαίνεται από 5 MHz – 20 MHz.

Το middle band 5G λειτουργεί σε συχνότητες από 2 – 10 GHz και αξίζει να σημειωθεί ότι στις περισσότερες χώρες θα εξυπηρετεί πολύ μεγάλο αριθμό χρηστών του δικτύου. Το band αυτό καλύπτει συχνότητες του Wi-Fi και ακόμα μεγαλύτερες και οι φέρουσες σε πολλές χώρες είναι περίπου στα 100 MHz. Η πιο σύγχρονη και πρωτοποριακή όμως είναι η ζώνη συχνοτήτων high band (ή αλλιώς mmWave- millimeter wave). Το high band 5G λειτουργεί σε συχνότητες 24–48 GHz με μέσο διάδοσης τον αέρα. Όταν γίνει χρήση του high band, επειδή δεν είναι χρήσιμο για μεγάλες αποστάσεις, αναγκαστικά θα πρέπει να υπάρχει κάθε σταθμός βάσης ανά 800 μέτρα περίπου. Η high band συχνοτική ζώνη δεν έχει ξαναχρησιμοποιηθεί για κινητές συσκευές

χρηστών, γιατί παλιότερα δεν υπήρχαν οι κατάλληλες κεραιές. Επειδή όπως αναφέραμε νωρίτερα, δεν είναι βέλτιστη για μεγάλες αποστάσεις, τεράστιος όγκος πληροφορίας θα πρέπει να μεταφέρεται και μέσω σταθερής γραμμής. Έτσι, οι πάροχοι μπορούν να χρησιμοποιούν μικρότερης ισχύος σταθμούς βάσης (small cells), αντί για μεγάλων συχνοτήτων macrocells, για να επιτυγχάνεται η μέγιστη ταχύτητα [16],[17].

Στην παρακάτω εικόνα, φαίνονται σε μορφή πυραμίδας τα χαρακτηριστικά του low, middle, high band 5G, σε συνδυασμό με το εύρος και το latency.



Εικόνα 8: Σχηματική απεικόνιση των 3 ειδών bands στο 5G [57]

Στο προηγούμενο μέρος της υποενότητας αυτής, αναφέραμε κάποια χαρακτηριστικά του 5G σχετικά με τις ζώνες συχνοτήτων που υπάρχουν και θα χρησιμοποιούνται. Στο υπόλοιπο μέρος, θα παρουσιάσουμε κάποια τεχνικά χαρακτηριστικά που το διαφοροποιούν από τις προηγούμενες γενιές κινητών δικτύων και ειδικότερα με το 4G και το 4,5G. Ένα κύριο χαρακτηριστικό είναι ότι η συνδεσιμότητα των συσκευών είναι πολύ μεγαλύτερη συγκριτικά με το 4G, καθώς θα χρησιμοποιούνται small cells και femtocells που θα τοποθετούνται ανά κάποιο αριθμό μέτρων. Έτσι,

ακόμα και πιο απομακρυσμένες συσκευές θα μπορούν να συνδέονται στο δίκτυο με μεγάλη άνεση. Επίσης, όπως αναφέραμε και στην αρχή, η ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων θα είναι μεταξύ 10-20 Gbps, άρα και βελτίωση της τάξης του 100 συγκριτικά με το 4G. Ακόμα, το latency θα μπορεί να φτάσει ακόμα και το 1 ms και έτσι θα είναι πολύ εύκολο να γίνονται απομακρυσμένες ενέργειες σε πραγματικό χρόνο. Τέτοιου είδους ενέργειες θα μπορούσαν να είναι απομακρυσμένες μεταφορές, έλεγχος των μονάδων ενός εργοστασίου αλλά και εξ αποστάσεως εξέταση ενός ασθενούς, που για λόγους υγείας ή απόστασης δεν μπορεί να παρευρίσκεται στο ιατρείο [16],[17],[18].

Η χωρητικότητα του δικτύου θα είναι αρκετά μεγαλύτερη και θα αυξηθεί κατά 1000 συγκριτικά με τη χωρητικότητα του 4G. Αυτό θα μπορεί να επιτευχθεί μέσω βελτίωσης της φασματικής απόδοσης, που υπολογίζεται ότι θα είναι δεκαπλάσια από αυτή της 4^{ης} γενιάς και επίσης μέσω της ύπαρξης πολλών μικρών σταθμών βάσης για περαιτέρω κάλυψη των χρηστών. Με αυτή την αύξηση στη χωρητικότητα και στη φασματική απόδοση, θα είναι εφικτός ο διαχωρισμός του δικτύου με τη δημιουργία μικρότερων εικονικών δικτύων που θα χρησιμοποιούνται για συγκεκριμένη λειτουργία. Ειδικότερα, θα μπορούν να εξυπηρετούνται χρήστες των οποίων οι συνδέσεις έχουν κάποια προτεραιότητα. Τέλος, το 5G θα παρέχει χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, επομένως να υπάρξει ελάττωση της ενέργειας που καταναλώνει η μπαταρία. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα, η διάρκεια της ζωής της μπαταρίας να επεκτείνεται στα 10 χρόνια.

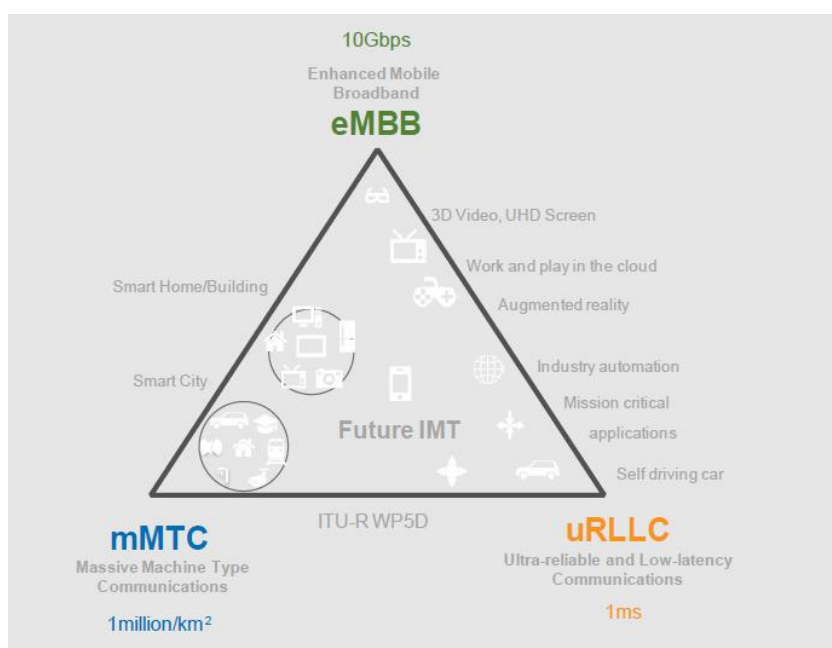
2.3 Περιπτώσεις χρήσης του 5G και οι βασικές του τεχνολογίες

Πριν αναφέρουμε την αρχιτεκτονική των δικτύων 5G, θα παρουσιάσουμε και θα εξηγήσουμε κάποιες βασικές περιπτώσεις χρήσης του. Οι κύριες αυτές περιπτώσεις είναι 3 και είναι το *eMBB (Enhanced Mobile Broadband)*, το *URLCC (Ultra Reliable Low Latency Communications)* και το *mMTC (Massive Machine Type Communications)*. Το *eMBB* ουσιαστικά θα χρησιμοποιηθεί για αρκετά μεγαλύτερες ταχύτητες όσον αφορά την αποστολή και λήψη δεδομένων. Σκοπός χρήσης του θα είναι η αυξημένη χωρητικότητα, η βελτιωμένη κάλυψη του δικτύου και η διευκόλυνση των χρηστών να συνδέονται με μεγαλύτερη ευκολία σε αυτό. Αυτό που είναι σημαντικό όμως είναι ότι άλλη χρήση θα έχει σε πυκνοκατοικημένες περιοχές ή σημεία όπως σε γήπεδα και συναυλιακούς χώρους και άλλη χρήση σε περιπτώσεις που οι χρήστες κινούνται με μεγάλη ταχύτητα όπως σε αυτοκίνητο ή τρένο. Στην πρώτη περίπτωση, επειδή τα σημεία αυτά έχουν πάρα πολλούς χρήστες να εξυπηρετήσουν, δημιουργείται η ανάγκη για αυξημένη χωρητικότητα του δικτύου, ώστε να στέλνονται επαρκείς πόροι στις συσκευές που το χρειάζονται. Στη δεύτερη περίπτωση που ο χρήστης κινείται με μεγάλη ταχύτητα, πρέπει να δοθεί έμφαση στην κινητικότητα των χρηστών (*user mobility*) και λιγότερο στη χωρητικότητα του δικτύου, σε σύγκριση με τα πυκνοκατοικημένα σημεία. Αυτό θα πρέπει να γίνει με τρόπο, ώστε η σύνδεση του χρήστη από τον ένα σταθμό βάσης στον άλλο να γίνεται με το μικρότερο δυνατό *latency*, ώστε να μην αντιληφθεί την αλλαγή [16],[20],[21].

Η δεύτερη περίπτωση χρήσης είναι το *URLCC* και χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις που χρειάζεται η απολύτη και άμεση λειτουργία μιας

εφαρμογής χωρίς διακοπές. Στο URLLC, απαραίτητα χαρακτηριστικά είναι η ελάχιστη ως μηδαμινή χρονική καθυστέρηση, η ακρίβεια και η απόκριση της εφαρμογής σε πραγματικό χρόνο. Κύριες περιπτώσεις χρήσης του είναι η ρομποτική, ο απομακρυσμένος έλεγχος μηχανημάτων σε πραγματικό χρόνο, επικοινωνία μεταξύ οχημάτων, καθώς και η τηλειατρική όπου μπορούν να πραγματοποιούνται επεμβάσεις εξ αποστάσεως [16],[20].

Η τελευταία περίπτωση χρήσης είναι mMTC, που εφαρμόζεται κατά κύριο λόγο σε δίκτυα με IoT. Με αυτόν τον τρόπο, θα είναι συνδεδεμένες στο δίκτυο πάρα πολλές έξυπνες συσκευές, από έξυπνα ρολόγια μέχρι πλυντήρια και ψυγεία, εκτός από τις κινητές συσκευές που υποστηρίζονται από το 5G δίκτυο. Το mMTC μπορεί να έχει επεκτάσεις ακόμα και στον αγροτικό τομέα και στην επικοινωνία μεταξύ επιχειρήσεων [20].



Εικόνα 9: Σύνοψη των περιπτώσεων χρήσης των 5G δικτύων [58]

Αφού αναλύσαμε τις βασικές περιπτώσεις χρήσης του 5G, συνέχεια της υποενότητας αυτής είναι η παρουσίαση των πιο σημαντικών τεχνολογιών που υποστηρίζει.

2.3.1 Small cells

Τα small cells είναι πολύ μικροί σταθμοί βάσης χαμηλής ισχύος και κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι έχουν μικρότερο εύρος συγκριτικά με τα macro cells. Το εύρος τους μπορεί να είναι από μερικά μέτρα έως κάποια χιλιόμετρα και στις πόλεις μπορούν να τοποθετούνται ανά 250 μέτρα περίπου. Οι κεραίες στα small cells είναι μικρότερες σε μέγεθος από τις κεραίες ενός macrocell και μπορούν να στέλνουν κύματα στη ζώνη mmwave. Έτσι, η τοποθέτηση των κεραιών ενός small cell μπορεί να γίνει σε ψηλά σημεία ενός κτιρίου. Συμπεραίνουμε ότι με τη χρήση πολλών σταθμών βάσης, η συχνότητα με την οποία ένας χρήστης συνδέεται στο σταθμό σε μια περιοχή, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη σύνδεση ενός άλλου χρήστη σε άλλη περιοχή από άλλο σταθμό [23].

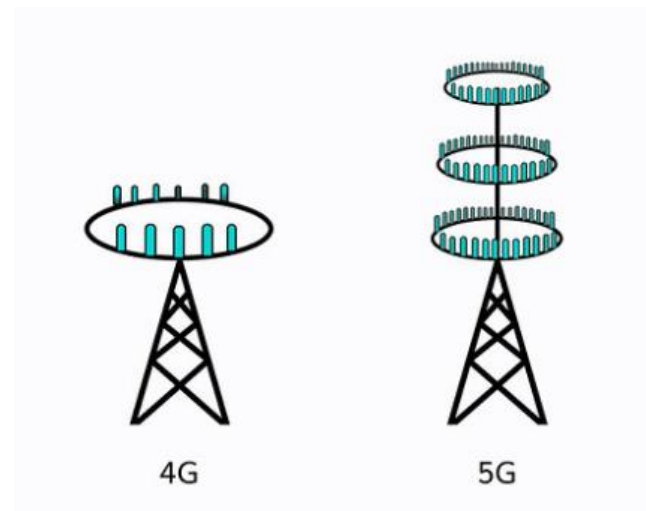


Εικόνα 10: Παράδειγμα ενός small cell [59]

2.3.2 Massive MIMO

Η τεχνολογία Massive MIMO, πολλαπλή είσοδος-πολλαπλή έξοδος, είναι μια Radio Frequency τεχνολογία που χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές την τωρινή εποχή. Το Massive MIMO είναι μια τεχνολογία βασισμένη σε κεραιές για ασύρματες τηλεπικοινωνίες, όπου πολλές κεραιές χρησιμοποιούνται και στο πομπό και στο δέκτη. Με αυτόν τον τρόπο, η ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων είναι μεγαλύτερη και τα λάθη κατά τη μεταφορά ελαχιστοποιούνται.

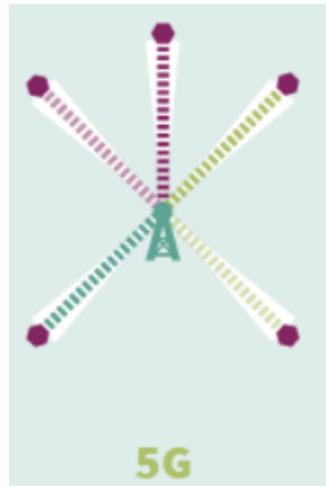
Ένα βασικό πρόβλημα για την αντιμετώπιση του οποίου βοήθησε η παραπάνω τεχνολογία είναι το φαινόμενο της πολυόδευσης σύμφωνα με το οποίο ένα σήμα μεταφέρεται από τον πομπό στο δέκτη ακολουθώντας πολλές διαδρομές. Αυτό σημαίνει ότι το σήμα μπορεί να «πέσει» πάνω σε τοίχους, κτήρια, λόφους και να φτάσει στον προορισμό του με καθυστέρηση ή ακόμα και με απώλεια πληροφορίας. Έτσι, μέσω του MIMO και των πολλών κεραιών σε πομπό και δέκτη αντιμετωπίζεται σχεδόν ολοκληρωτικά η κατάσταση αυτή και ακόμα μπορεί να γίνει εκμεταλλεύσιμη. Επίσης, να αναφέρουμε ότι ο πομπός και ο δέκτης είναι όπως τους γνωρίζουμε από ένα κλασικό ψηφιακό τηλεπικοινωνιακό. Επίσης, να αναφέρουμε ότι γίνεται χρήση συστοιχιών κεραιών με δυνατότητα περιστροφής 360 μοιρών και έτσι προσαρμόζονται στην κίνηση του χρήστη σε πολύ μεγάλο βαθμό.



Εικόνα 11: Massive MIMO σε 4G-5G [60]

2.3.3 Beamforming

Το Beamforming, ή αλλιώς *spatial filtering*, είναι μια τεχνική επεξεργασίας σήματος που χρησιμοποιείται σε συστοιχίες αισθητήρων, για μετάδοση ή λήψη σήματος με συγκεκριμένη κατεύθυνση. Αυτό επιτυγχάνεται συνδυάζοντας στοιχεία σε πίνακες κεραιών, με τέτοιο τρόπο, ώστε τα σήματα σε συγκεκριμένες γωνίες να έχουν εποικοδομητικές παρεμβολές, ενώ άλλα να αντιμετωπίζουν τις μη εποικοδομητικές παρεμβολές. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται για αποστολή ραδιοκυμάτων σε ένα στόχο και βελτιώνεται η ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων, καθώς και η ποιότητα του σήματος. Στην τεχνική του beamforming, εφαρμόζονται ειδικόι αλγόριθμοι επεξεργασίας σήματος, ώστε να βρεθεί η καλύτερη διαδρομή για να φτάσει το σήμα στο χρήστη [24].



Εικόνα 12: Beamforming στο 5G [61]

2.3.4 Network Function Virtualization

Το Network Function Virtualization (NFV) είναι μια δικτυακή αρχιτεκτονική, που ουσιαστικά μετατρέπει κόμβους του δικτύου που επιτελούν κάποια λειτουργία, σε εικονικούς με βάση κάποιες τεχνικές εικονοποίησης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα οι κόμβοι αυτοί να αποτελέσουν δομικά συστατικά για τη δημιουργία ενός συνόλου επικοινωνιών που υπήρχαν στις προηγούμενες γενιές. Ειδικότερα στο 5G, το NFV θα δημιουργήσει μια νέα τεχνική που λέγεται network slicing. Το network slicing είναι μια εικονική δικτυακή αρχιτεκτονική που χωρίζει το αρχικό δίκτυο σε πολλά εικονικά μικρότερα δίκτυα, που θα ικανοποιούν πολλά διαφορετικά RANs. Κάθε network slice θα έχει τη δική του αρχιτεκτονική, πρωτόκολλα και αρχές και με αυτόν τον τρόπο θα διαφοροποιείται από τα υπόλοιπα. Έτσι, θα μπορεί να διαχειρίζεται διαφορετικούς πόρους και θα έχει τη δυνατότητα να συνδέεται στο δίκτυο είτε με φυσικό τρόπο είτε εικονικά. Συμπεραίνουμε ότι το κάθε slice θα είναι υπεύθυνο για διαφορετικό πελάτη και υπηρεσία, πράγμα που αυξάνει το βαθμό

παραλληλίας με τον οποίο οι λειτουργίες του δικτύου πραγματοποιούνται [16],[22].

2.4 Ζητήματα υγείας που εγείρονται γύρω από το 5G

Το 5G αναμφίβολα όταν εδραιωθεί, θα βελτιώσει κατά πολύ τη ζωή των πολιτών παγκοσμίως, λόγω των τρομερών παροχών που προσφέρει. Όμως, αρκετοί είναι αυτοί που έχουν αναπάντητα ερωτήματα και επομένως αγωνία και μερική γνώση επί του θέματος. Τα ερωτήματα αυτά αφορούν το αν το 5G είναι επιβλαβές για τον οργανισμό μας, λόγω της χρήσης ακτινοβολίας υψηλής ενέργειας.

Εδώ να αναφέρουμε ότι υπάρχουν δύο είδη ακτινοβολίας και αυτά είναι η ιονίζουσα και η μη ιονίζουσα ακτινοβολία. Ένα παράδειγμα ιονίζουσας είναι η υπεριώδης ακτινοβολία από το φως του ήλιου, που έχει αρκετή ενέργεια για να διασπάσει τα κύτταρα του σώματός μας και να καταστρέψει το DNA μας. Από την άλλη πλευρά, η μη ιονίζουσα ακτινοβολία είναι αυτή που δεν έχει τόση ενέργεια για να διασπάσει τα μόρια και τα κύτταρα του οργανισμού μας. Παρόλα αυτά, έχουν γίνει κάποιες μελέτες από επιστήμονες που αναφέρουν ότι η συνεχής έκθεση στη μη ιονίζουσα ακτινοβολία μπορεί να προκαλέσει καρκίνο ή έντονους πονοκεφάλους. Όμως, τα σήματα στο 5G δίκτυο επειδή βρίσκονται στη ζώνη mmwave, απορροφώνται σε πολύ μικρό ποσοστό και επιφανειακά από την επιδερμίδα του ανθρώπου. Άρα, η μικρής διάρκειας έκθεση σε αυτή δεν έχει κάποια τρομερή συνέπεια, αλλά η μεγάλης διάρκειας ίσως προκαλεί όγκους και προβλήματα στα μάτια [25].

Παρόλα αυτά, το 5G είναι μια νέα τεχνολογία, για την οποία δεν έχουν γίνει μελέτες για το κατά πόσο επηρεάζει την υγεία. Υπάρχουν πολλοί υποστηρικτές της πρωτοπόρας αυτής τεχνολογίας και υπάρχουν και πολλοί που κατηγορούν τις εταιρείες που συμβάλλουν στη δημιουργία του 5G για τους λόγους που αναφέραμε προτίτερα. Το συμπέρασμα στο οποίο καταλήγουμε είναι ότι θα πρέπει να γίνουν πολλές μελέτες και έρευνες για να ελεγχθεί το αν είναι επιβλαβές για την υγεία μας, καθώς ακόμα δεν είναι κάτι επιβεβαιωμένο. Τέλος, οι ίδιοι οι επιστήμονες θα πρέπει να δοκιμάζουν τη λειτουργικότητα των νέων αυτών δικτύων, με γνώμονα πάντα να παραμένει υγιής και ασφαλής ο άνθρωπος.

Κεφάλαιο 3

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

3.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε και εξηγήσουμε την έννοια της Μηχανικής Μάθησης ή αλλιώς ML Αρχικά, θα κάνουμε μια εισαγωγή στο τι ακριβώς είναι η μηχανική μάθηση και ύστερα θα αναφέρουμε κάποιες τεχνικές με τις οποίες επιτυγχάνεται. Η Μηχανική Μάθηση λοιπόν είναι υποκατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης που στοχεύει στη δημιουργία αλγορίθμων, οι οποίοι χρησιμοποιούν κάποιο μαθηματικό μοντέλο με βάση ένα trained dataset, έτσι ώστε να πραγματοποιούνται προβλέψεις ή και να λαμβάνονται αποφάσεις με άμεσο τρόπο. Με αυτόν τον τρόπο, οι επιδόσεις του συστήματος βελτιώνονται κατά πολύ, κάτι το οποίο όμως γίνεται μετά από πολλά βήματα, καθώς οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι επαναληπτικοί.

Υπάρχουν περιπτώσεις όπου για να λυθεί ένα πρόβλημα, σχεδιάζεται ακριβής αλγόριθμος επί τούτου, εξηγώντας στον υπολογιστή πως να εκτελέσει τα βήματα και με ποια σειρά, ώστε να υπάρξει μια κατάληκτική λύση. Από την άλλη πλευρά όμως, υπάρχουν και περιπτώσεις προβλημάτων, που είναι πολύ απαιτητικά και δεν υπάρχει κάποιο όφελος στο να υλοποιηθεί κώδικας από την αρχή με το χέρι, από τον προγραμματιστή. Έτσι, μέσω της Μηχανικής Μάθησης, είναι πιο αποδοτικό το σύστημα να αναπτύξει δικό του αλγόριθμο με βάση κάποια εκπαιδευμένα δεδομένα εισόδου [26],[27].

Από τις πιο σημαντικές δυνατότητες που προσφέρει η Μηχανική Μάθηση είναι η επεξεργασία δεδομένων, με τα οποία ο υπολογιστής ή το εκάστοτε σύστημα έρχεται πρώτη φορά σε επαφή. Έτσι, συμπεραίνουμε ότι είναι πολύ σημαντικό να μπορούμε να προβλέψουμε τα δεδομένα, να τα χαρακτηρίσουμε και να αξιολογήσουμε τη σημασία τους. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης χρησιμοποιούν κάποιες μετρικές βασισμένες σε στατιστική ανάλυση με σκοπό να βρεθούν κάποια μοτίβα σε τεράστιες ποσότητες δεδομένων και έτσι βελτιώνεται το μοντέλο και ο τρόπος με τον οποίο μαθαίνει από τα δεδομένα που δέχεται ως είσοδο.

Στον κλασικό προγραμματισμό, εισάγουμε στον υπολογιστή τα δεδομένα και το πρόγραμμα, με σκοπό να προκύψει το output. Από την άλλη στο ML εισάγουμε στον υπολογιστή τα δεδομένα και την έξοδο (output) και το αποτέλεσμα είναι το πρόγραμμα. Υπάρχουν 3 βασικές λειτουργίες που πρέπει να επιτελεί ο κάθε αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης και αυτές είναι η αναπαράσταση (**representation**), η αξιολόγηση (**evaluation**) και η βελτιστοποίηση (**optimization**). Η αναπαράσταση είναι ουσιαστικά ο τρόπος με τον οποίο αναπαρίστανται τα δεδομένα και η γνώση με μερικούς από αυτούς τους τρόπους να είναι τα decision trees, τα νευρωνικά δίκτυα και τα στιγμιότυπα. Η αξιολόγηση είναι ο τρόπος με τον οποίο αξιολογούνται τα υποψήφια προγράμματα, δηλαδή οι υποψήφια λύσεις. Μερικοί τρόποι με τους οποίους γίνεται αξιολόγηση είναι το accuracy, το precision, το recall και η εντροπία. Τέλος, η βελτιστοποίηση είναι ο τρόπος με τον οποίο τα υποψήφια προγράμματα δημιουργούνται, όπως για παράδειγμα η συνδυαστική βελτιστοποίηση, δηλαδή η εύρεση μιας βέλτιστης λύσης μεταξύ ενός συνόλου πιθανών λύσεων [28],[29].

Αξίζει να αναφέρουμε στο σημείο αυτό ότι εκτός από το απλο ML υπάρχει και το DL. Το DL είναι υποκατηγορία του πρώτου και περιλαμβάνει νευρωνικά δίκτυα με πολλά επίπεδα για γρηγορότερους υπολογισμούς. Χρησιμοποιεί τεχνικές με αποτέλεσμα τα συστήματα να αναγνωρίζουν ακόμα και τα μικρότερα μοτίβα στα δεδομένα. Αυτό όπως αναφέραμε νωρίτερα μπορεί να επιτευχθεί με τα νευρωνικά δίκτυα, των οποίων ο τρόπος λειτουργίας βασίζεται στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι υπολογιστικοί κόμβοι είναι σαν τους νευρώνες και το υπόλοιπο δίκτυο και ο τρόπος διασύνδεσης είναι ο εγκέφαλος. Με αυτόν τον τρόπο, όλοι οι κόμβοι λειτουργούν με σκοπό να επεξεργαστούν και αναλύσουν δεδομένα και στο τέλος να πραγματοποιηθεί μια πρόβλεψη.

Στην δεύτερη υποενότητα του κεφαλαίου θα παρουσιάσουμε τα είδη μάθησης όσον αφορά τη Μηχανική Μάθηση, καθώς και το τι συμβαίνει στην πράξη.

3.2 Είδη μάθησης στο Machine Learning

Υπάρχουν τρία είδη Μηχανικής Μάθησης και αυτά είναι η *επιβλεπόμενη μάθηση* ή αλλιώς μάθηση με παραδείγματα (**supervised learning**), η *μάθηση χωρίς επίβλεψη* (**unsupervised learning**) και η *ενισχυτική μάθηση* (**reinforcement learning**). Στη συνέχεια θα εξηγήσουμε πως λειτουργούν αυτά τα είδη μάθησης.

3.2.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η επιβλεπόμενη μάθηση (*supervised learning*) βασίζεται στην ιδέα ότι γίνεται έλεγχος μερικών στιγμιοτύπων ενός διανύσματος x και του διανύσματος ετικετών του, y , και ύστερα προβλέπεται η τιμή του y με βάση μια νέα τιμή του x , συνήθως με εύρεση δεσμευμένης πιθανότητας $p(y|x)$. Πιο απλά, το σύστημα εξασκείται, έτσι ώστε με βάση τις ετικέτες των δεδομένων, να «ψάχνει» να βρει μοτίβο δεδομένων σχετικό με αυτό που ορίζουν οι ετικέτες. Ας εμβαθύνουμε σε αυτό το σημείο για να κατανοήσουμε καλύτερα την επιβλεπόμενη μάθηση. Έχουμε ένα dataset από δείγματα x , το αντίστοιχο διάνυσμα ετικετών y και τον αλγόριθμο N_k , ο οποίος θα λάβει ως είσοδο το x και θα βρίσκει συνάρτηση για να ταιριάζει το x με τις αντίστοιχες ετικέτες. Έτσι, προκύπτει ότι

$$N_k(x) \rightarrow y \quad (1)$$

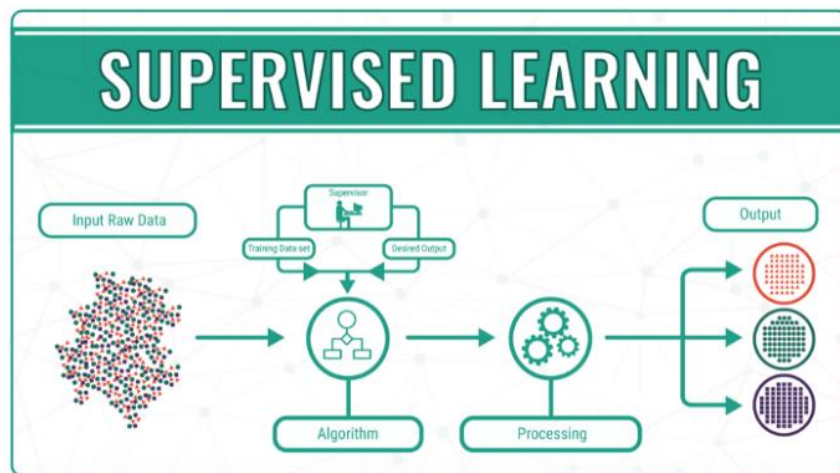
Στη συνέχεια, θα πρέπει να δημιουργήσουμε μια συνάρτηση που μετράει τις απώλειες και θα εξετάζει την απόδοση της συνάρτησης που κάνει την πρόβλεψη. Ας ονομάσουμε αυτή τη συνάρτηση L και θα είναι ως εξής: $L(y, N_k(x))$.

Σκοπός λοιπόν είναι η εύρεση παραμέτρων k , ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι απώλειες μεταξύ x και y και αυτό μαθηματικά περιγράφεται με αυτόν τον τρόπο:

$$k \leftarrow \operatorname{argmin}_k L(y, N_k(x)) \text{ βάσει των [27],[29],[32]} \quad (2)$$

Στο supervised learning, υπάρχουν 2 είδη λαθών και αυτά είναι το *training error* και το *test error*. Το πρώτο είναι το λάθος που μπορούμε να υπολογίσουμε κατά την εκπαίδευση του dataset και το δεύτερο είναι η αναμενόμενη τιμή ενός λάθους με βάση μια νέα τιμή εισόδου. Έτσι, εγείρονται δύο ζητήματα και αυτά είναι το *underfitting* και το *overfitting*. Το

underfitting προκύπτει όταν ο αλγόριθμος δεν οδηγεί σε πολλά ταιριάσματα των αποτελεσμάτων με το training dataset και έτσι μειώνεται η ακρίβεια του μοντέλου. Αυτό συμβαίνει είτε όταν προσπαθούμε να κατασκευάσουμε γραμμικό μοντέλο με μη γραμμικά δεδομένα είτε όταν χρησιμοποιούμε λιγότερα δεδομένα από ότι πρέπει. Το overfitting από την άλλη προκύπτει όταν εκπαιδεύεται ένα μοντέλο με παρα πολλά δεδομένα, συμπεριλαμβανόμενα σε αυτά των ακραίων τιμών (outliers) και του θορύβου. Έτσι, δεν πραγματοποιείται σωστή κατηγοριοποίηση των δεδομένων [30].



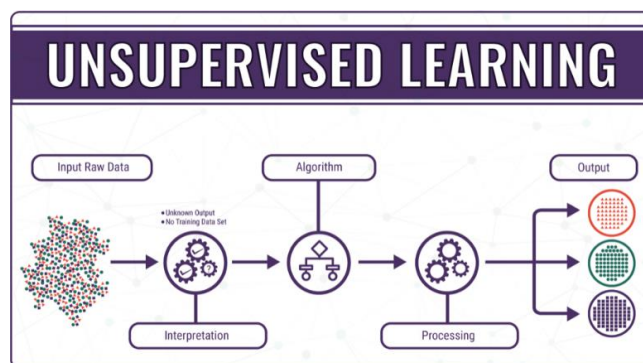
Εικόνα 13: Τρόπος λειτουργίας της επιβλεπόμενης μάθησης [62]

3.3.2 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση (*unsupervised learning*) βασίζεται στην ιδέα ότι υπάρχει ένα διάνυσμα x , του οποίου τα στοιχεία $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ δεν χαρακτηρίζονται από κάποια ετικέτα, σε αντίθεση με την περίπτωση της επιβλεπόμενης μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, ένα σύστημα που

χρησιμοποιεί μη επιβλεπόμενη μάθηση προσπαθεί να ανακαλύψει ομάδες με παρόμοια χαρακτηριστικά στο dataset και μοτίβα που δεν έχουν ανακαλυφθεί νωρίτερα, χωρίς το διάνυσμα εισόδου x να έχει κάποια ετικέτα. Δηλαδή, δίνεται η δυνατότητα για εύρεση σχέσεων μεταξύ χαρακτηριστικών ενός dataset και αυτό επιτυγχάνεται μέσω της ομαδοποίησης ή αλλιώς *clustering*.

Το clustering σαν ευρεία έννοια είναι η ομαδοποίηση αντικειμένων με τέτοιο τρόπο ώστε τα αντικείμενα που ανήκουν σε ένα cluster να είναι περισσότερο όμοια μεταξύ τους, σε σχέση με άλλα που ανήκουν σε διαφορετικά clusters. Ειδικότερα όμως στο *unsupervised learning*, χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση datasets με παρόμοια χαρακτηριστικά και γενικότερα για την ομαδοποίηση δεδομένων τα οποία δεν έχουν κάποια ετικέτα. Με αυτόν τον τρόπο, βρίσκονται ομοιότητες και ανάλογα με τις ομοιότητες ή όχι που έχουν τα προηγούμενα δεδομένα με τα νέα, το σύστημα λειτουργεί αναλόγως [33].



Εικόνα 14: Τρόπος λειτουργίας της μη επιβλεπόμενης μάθησης

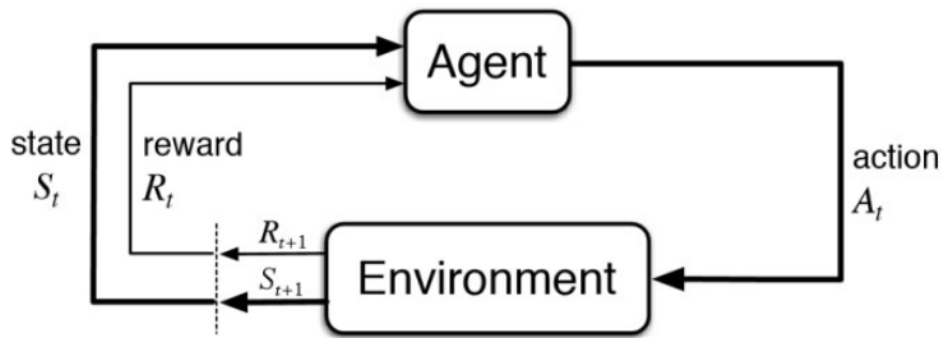
[63]

3.3.3 Ενισχυμένη Μάθηση

Η ενισχυμένη μάθηση (reinforcement learning) βασίζεται στην ιδέα ότι ένα πρόγραμμα (software agent) ζει σε ένα περιβάλλον, όπου πρέπει να πραγματοποιήσει μια βέλτιστη κίνηση σε μια συγκεκριμένη κατάσταση για να μεγιστοποιήσει το «έπαθλο». Ανάλογα με τις κινήσεις που θα κάνει ο κάθε agent σε κάθε κατάσταση, θα υφίσταται και διαφορετικό «έπαθλο» και επίσης ο agent θα μπορεί να μεταβαίνει σε διαφορετική κατάσταση. Η διαφορά του reinforcement learning με το supervised είναι ότι το δεύτερο βασίζεται στις ετικέτες που αντιστοιχούν στο διάνυσμα εισόδου, ενώ το πρώτο δίνει έμφαση στην εύρεση περισσότερων καταστάσεων για τη μετάβαση του agent και στην επεξεργασία των ήδη υπάρχοντων δεδομένων.

Ένα κατανοητό και απτό παράδειγμα που εξηγεί τι είναι η ενισχυμένη μάθηση είναι ένα παιχνίδι στο οποίο υπάρχει ένας κυνηγός (agent) που θέλει να βρει το θησαυρό («έπαθλο») και στο χάρτη υπάρχουν παγίδες, που πρέπει να αποφύγει καθώς και πολλές διαφορετικές διαδρομές, που θα ακολουθήσει για να βρει το έπαθλο. Σκοπός είναι ο κυνηγός να βρει τη μικρότερη και λιγότερο επικίνδυνη διαδρομή, ώστε να φτάσει στο θησαυρό.

Ο τρόπος μάθησης αυτός χρειάζεται μια είσοδο, που θα είναι η αρχική κατάσταση που θα βρίσκεται το μοντέλο και μια έξοδο που θα είναι οι πολλές διαφορετικές λύσεις για ένα πρόβλημα. Ύστερα, θα εκπαιδευτεί το μοντέλο ανάλογα με την είσοδο, θα επιστρέψει μια κατάσταση και ο χρήστης, ανάλογα με το τι θέλει, θα τιμωρεί ή θα επιβραβεύει το μοντέλο. Αυτό θα εφαρμόζεται επαναληπτικά μέχρι να βρεθεί το μεγαλύτερο «έπαθλο» [29],[31].



Εικόνα 15: Τρόπος λειτουργίας της ενισχυμένης μάθησης [64]

3.3 Τεχνικές για Κατηγοριοποίηση (Classification)

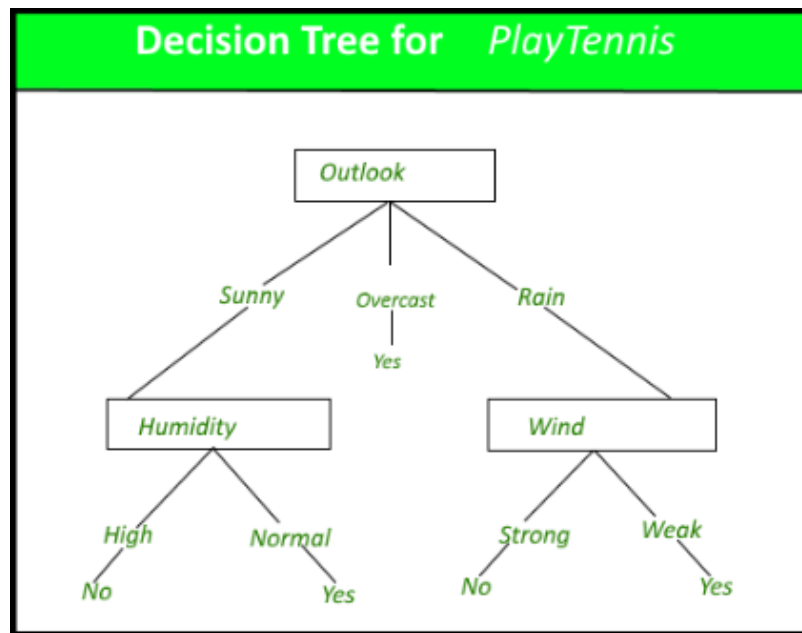
Στην προηγούμενη υποενότητα του κεφαλαίου αναφέραμε σχετικά συνοπτικά την έννοια της ομαδοποίησης (**clustering**), η οποία χρησιμοποιείται στη μη επιβλεπόμενη μάθηση. Στην επιβλεπόμενη μάθηση όμως, ένα πολύ σημαντικό βήμα από τη στιγμή που εισέρχονται τα δεδομένα στο σύστημα, είναι η **κατηγοριοποίηση (classification)**. Η κατηγοριοποίηση (ή αλλιώς ταξινόμηση), είναι διαδικασία κατά την οποία διαφορετικά αντικείμενα ταξινομούνται σε ομάδες ανάλογα με την πληροφορία που παρέχουν ορισμένα χαρακτηριστικά των αντικειμένων αυτών, ανάλογα με ένα **training dataset**. Σκοπός λοιπόν του **classification** είναι με γνώση ενός συνόλου στιγμιότυπων τα οποία ανήκουν σε μια ομάδα, να πραγματοποιείται εκπαίδευση του συστήματος, με αποτέλεσμα νέα στιγμιότυπα να ταξινομούνται στις ομάδες (κατηγορίες) που ήδη υπάρχουν [34].

Στην κατηγοριοποίηση, κάθε στιγμιότυπο έχει κάποιο αριθμό χαρακτηριστικών (**features**), που μπορεί να έχουν διαφόρων ειδών ιδιότητες όπως κατηγορικές, δηλαδή ένα χαρακτηριστικό να παίρνει μόνο

συγκεκριμένες τιμές. Κάτι που είναι πολύ σημαντικό είναι κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ενός dataset, να υπάρχει πάντα ένα test set, με αποτέλεσμα έτσι να ελεγχέται η ποιότητα της εκπαίδευσης των δεδομένων και της ταξινόμησης. Ένα μοντέλο στο classification, από τη στιγμή που θα κατέχει το dataset στο οποίο θα γίνει η επεξεργασία, στη συνέχεια θα πρέπει να το εκπαιδεύσει και να ταξινομήσει τα στιγμιότυπα των δεδομένων εισόδου σε κάποια κλάση, με βάση μια ετικέτα (**label**). Ο σχεδιαστής του μοντέλου για να πετύχει την καλύτερη ταξινόμηση είναι απαραίτητο να δοκιμάσει πολλούς αλγορίθμους και να κρίνει ποιος είναι αυτός που δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα. Στη συνέχεια της υποενότητας, θα παρουσιάσουμε ορισμένες τεχνικές και αλγορίθμους για το classification [27],[34].

3.3.1 Δέντρα απόφασης (Decision Trees)

Τα Decision Trees είναι μια μέθοδος κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιείται αρκετά στην εξόρυξη δεδομένων και βασίζεται σε ένα δέντρο το οποίο προβλέπει την τιμή μιας μεταβλητής στόχου (**target**) με βάση διάφορες τιμές εισόδου. Κάθε κλαδί του δέντρου συμβολίζει μια απόφαση και κάθε εσωτερικός κόμβος αποτελεί ένα χαρακτηριστικό. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι ακμές του είναι οι τιμές που μπορεί να έχει το target και τα φύλλα του δέντρου αποτελούν μια κλάση στην οποία θα έχουν ταξινομηθεί τα δεδομένα εισόδου του. Η κατασκευή ενός δέντρου απόφασης γίνεται από πάνω προς τα κάτω και υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι που επιλέγουν με διαφορετικά κριτήρια ποιο κλαδί του δέντρου θα ακολουθηθεί. Δύο από τα πιο γνωστά κριτήρια είναι η μέθοδος Gini και το κέρδος πληροφορίας (**information gain**) [26].

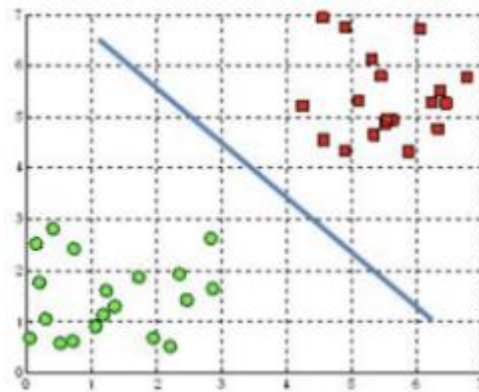


Εικόνα 16: Παράδειγμα ενός Decision Tree [65]

3.3.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines)

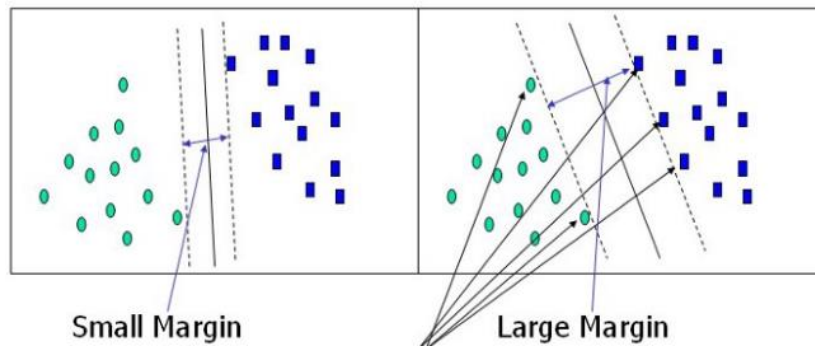
Τα Support Vector Machines είναι μια μέθοδος για κατηγοριοποίηση, που βασίζεται στη στατιστική ανάλυση και στο πεδίο ορισμού δημιουργεί ένα υπερεπίπεδο (**hyperplane**). Χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο για δυαδικά προβλήματα κατηγοριοποίησης και ουσιαστικά προβάλλουν τα σημεία του training dataset σε χώρο με περισσότερες διαστάσεις και βρίσκουν το hyperplane, που χωρίζει ιδανικά τα σημεία σε δύο τάξεις. Τα SVMs δέχονται σαν είσοδο μητρώο διαστάσεων αριθμός $x \times y$ με x να είναι ο αριθμός των δειγμάτων και y ο αριθμός των φορών που έχει γίνει το test. Έτσι, όπως αναφέραμε λίγο πιο πάνω, σκοπός είναι να διαχωριστούν τα δείγματα (ή χαρακτηριστικά) σε δύο κλάσεις σε αυτό τον y -διάστατο χώρο, έτσι ώστε να

ταξινομηθούν σε αυτές τις δύο. Για να πραγματοποιηθεί αυτός ο διαχωρισμός, υπάρχει μεγάλη ποικιλία υπερεπιπέδων που μπορούμε να διαλέξουμε και επομένως πολλά διαφορετικά κριτήρια. Ένα από αυτά τα κριτήρια μπορεί να είναι και η μέγιστη απόσταση μεταξύ των δειγμάτων ανάμεσα σε αυτές τις δύο κλάσεις, που σημαίνει ότι θα πραγματοποιηθεί καλύτερη κατηγοριοποίησή τους [36].



Εικόνα 17: Παράδειγμα υπερεπίπεδου 2 διαστάσεων με 2 κλάσεις [66]

Στο σημείο αυτό να αναφέρουμε ότι τα διανύσματα που διαχωρίζουν το υπερεπίπεδο σε δύο κλάσεις (ή τάξεις) ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (**support vectors**). Με τη χρήση των support vectors μεγιστοποιείται το περιθώριο των ταξινομητών και αν αφαιρεθεί θα αλλάξει η θέση του υπερεπιπέδου.



Εικόνα 18: Διαφορές μεταξύ των περιθωρίων των ταξινομητών [66]

3.3.3 Νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks)

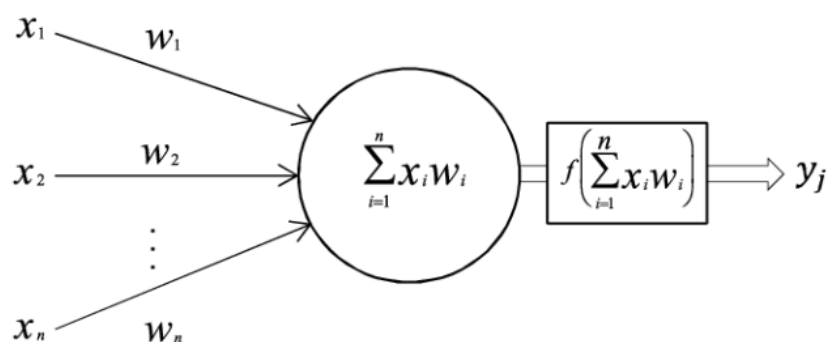
Η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων βασίζεται στον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Έτσι προκύπτει ότι ένας υπολογιστικός κόμβος του νευρωνικού δικτύου αντιστοιχεί σε ένα νευρώνα του εγκεφάλου και οι ακμές του δικτύου είναι αντίστοιχα οι συνάψεις του εγκεφάλου. Υπάρχουν δύο ειδών κόμβοι στα νευρωνικά δίκτυα και αυτοί είναι οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες. Οι πρώτοι δεν υπολογίζουν κάτι, απλά βρίσκονται ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και στους υπολογιστικούς νευρώνες. Από την άλλη πλευρά όμως, οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα βάρη τους και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου, με χρήση μιας συνάρτησης μεταφοράς [35].

Οι ακμές στο νευρωνικό δίκτυο είναι αυτές που μεταφέρουν την πληροφορία (που συνήθως είναι μια ακεραία τιμή) από τον ένα νευρώνα στον άλλο και ύστερα αυτός την επεξεργάζεται και επικοινωνεί με κάποιο άλλο νευρώνα με τον οποίο συνδέεται με ακμή. Όπως αναφεράμε λίγο νωρίτερα, σημαντικό ρόλο παίζει το βάρος (**weight**), το οποίο έχουν και οι

ακμές και οι κόμβοι του νευρωνικού δικτύου. Η τιμή του βάρους μπορεί να καθορίσει το κατά πόσο το σήμα που στέλνει ο ένας νευρώνας στον άλλο είναι ασθενές ή όχι. Η συνάρτηση μεταφοράς που καθορίζει τον τρόπο επεξεργασίας του κάθε νευρώνα, ελέγχει την έξοδο σε σχέση με αυτά που λαμβάνει ως είσοδο αλλά και σε συνδυασμό με τα βάρη. Τέλος, υπάρχουν διάφορα είδη για τις συναρτήσεις αυτές και κάποια από αυτά είναι η βηματική, η στοχαστική και η μη γραμμική [21],[35].

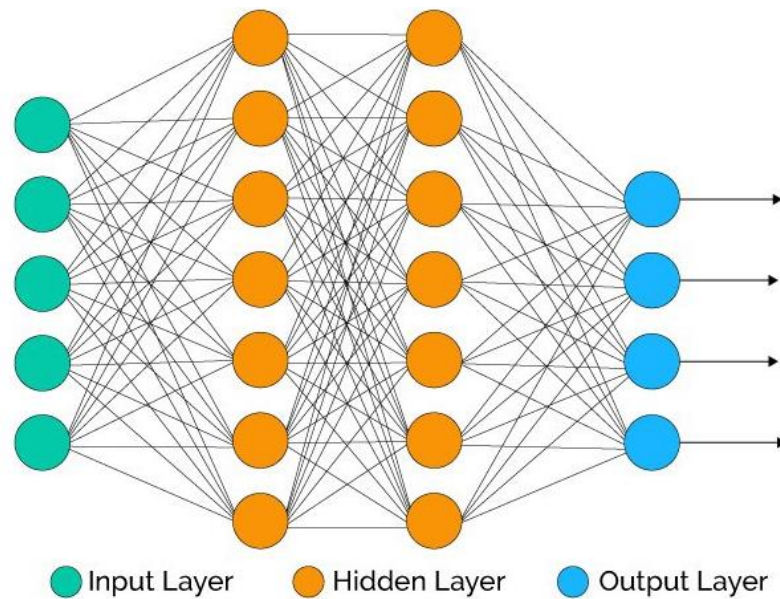
Αξίζει να αναφέρουμε ότι ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να έχει πολλά επίπεδα (όπως γίνεται στο Deep Learning) και καθένα από αυτά μπορεί να πραγματοποιεί διαφορετική επεξεργασία στα δεδομένα εισόδου. Έτσι, η πληροφορία που μεταφέρεται σε αυτό, καταλήγει στο τελευταίο επίπεδο, με πιθανότητα να έχει περάσει από τα προηγούμενα επίπεδα πολλές φορές.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο τρόπος λειτουργίας ενός νευρώνα, που δέχεται τις εισόδους x_1, x_2, \dots, x_n με τα αντίστοιχα βάρη w_1, w_2, \dots, w_n και στο εσωτερικό του αθροίζει τα γινόμενα. Ύστερα το αποτέλεσμα είναι είσοδος της συνάρτησης μεταφοράς και προκύπτει η έξοδος y_j .



Εικόνα 19: Τρόπος λειτουργίας του νευρώνα [67]

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται παράδειγμα ενός νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 20: Τα 3 επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου [68]

3.4 Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης

Η Μηχανική Μάθηση έχει ενσωματωθεί για τα καλά τα τελευταία χρόνια σε πολλούς τομείς της τεχνολογίας και έτσι έμμεσα επηρεάζονται και οι ζωές μας από αυτό. Ορισμένοι από αυτούς τους τεχνολογικούς τομείς και όχι μόνο είναι οι τηλεπικοινωνίες, τα δίκτυα υπολογιστών, η υπολογιστική όραση, τα χρηματοοικονομικά, οι ιατρικές εφαρμογές και η αγροτική ανάπτυξη. Στο παρόν κεφάλαιο, θα παρουσιάσουμε τον τρόπο με τον οποίο η Μηχανική Μάθηση έχει ενσωματωθεί σε ορισμένους από αυτούς τους τομείς και θα εξάγουμε τα συμπεράσματά μας για το πόσο χρήσιμο είναι.

Στον οικονομικό τομέα, οι εταιρείες μπορούν να χρησιμοποιήσουν τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για να ελαττώσουν περιπτώσεις ηλεκτρονικής απάτης. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω ειδικών συστημάτων αναγνώρισης προτύπων και ειδικότερα ανάλυσης

συμπεριφορών των χρηστών. Ακόμα, έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι και έξυπνα συστήματα που κάνουν προβλέψεις και βοηθούν τις εταιρείες να προβλέψουν κάποια επιχειρηματική αποτυχία. Επιπρόσθετα, οι εταιρείες εκμεταλλευόμενες τη δυνατότητα πρόβλεψης που παρέχει το Machine Learning, μπορούν να το χρησιμοποιούν για να προβλέπουν την κίνηση στην αγορά και έτσι να λαμβάνονται καλύτερες αποφάσεις για επενδύσεις σε μετοχές [37].

Όσον αφορά τη χρήση της Μηχανικής Μάθησης στα δίκτυα, σημαντικό είναι να αναφέρουμε ότι θα μπορεί να πραγματοποιηθεί πρόβλεψη για το που θα υπάρχει κίνηση στο δίκτυο. Ειδικότερα, τα εργαλεία που υπάρχουν δίνουν την πληροφορία για το που υπάρχει κίνηση και για το σε ποια σημεία η ροή δεν είναι καλή και προτείνουν ανακατεύθυνση των χρηστών σε άλλους servers. Επιπρόσθετα, υπάρχουν εργαλεία που χρησιμοποιούνται σαν μετρικές που βοηθούν στην εύρεση των αρχικών σταδίων αποτυχίας στο δίκτυο και κόμβων που δε λειτουργούν σωστά [38].

Η Μηχανική Μάθηση εφαρμόζεται αρκετά και στο πεδίο της Ιατρικής και της Φαρμακευτικής. Μια πρώτη και σημαντική εφαρμογή είναι στην ανακάλυψη νέων φαρμάκων και η μελέτη της επίδρασή τους στον ασθενή. Αυτό είναι το λεγόμενο *Precision Medicine* και ασχολείται με τη μελέτη ασθενειών και την εύρεση εναλλακτικών θεραπειών, ανάλογα με την κατάσταση του ασθενούς. Επίσης, άλλη εφαρμογή είναι στον τομέα της ακτινολογίας-ραδιολογίας, καθώς αναπτύσσονται αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης που βρίσκουν τις διαφορές μεταξύ υγιών και καρκινικών κυττάρων, με αποτέλεσμα να είναι καλύτερη η θεραπεία του ασθενούς με μεθόδους ακτινολογίας όπως οι ακτίνες Χ. Επιπρόσθετα, πολύ ενδιαφέρουσα εφαρμογή είναι αυτή της πρόβλεψης μιας μελλοντικής επιδημίας. Αυτό μπορεί να γίνει μέσω συλλογής δεδομένων από το διαδίκτυο, από δορυφόρους ή ακόμα και από τα μέσα κοινωνικής

δικτύωσης. Μια από τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν είναι τα νευρωνικά δίκτυα, καθώς για την ανάλυση τεράστιου όγκου δεδομένων είναι το κατάλληλο εργαλείο [39].

Τέλος, από τις πιο γνωστές σε όλους μας εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης είναι στις υπηρεσίες streaming είτε μουσικής (όπως το Spotify) είτε ταινιών/σειρών (όπως το Netflix), καθώς και σε sites για αγορά προϊόντων. Γενικότερα, σε τέτοιου είδους υπηρεσίες εφαρμόζονται τεχνικές που ανάλογα με τις προτιμήσεις του χρήστη, του προτείνουν προϊόντα, μουσική, ταινίες κ.α σχετικές με τα ενδιαφέροντα του, έχοντας σκιαγραφήσει το προφίλ του και κατηγοριοποιήσει τα ενδιαφέροντά του. Έτσι, ο εκάστοτε χρήστης διευκολύνεται μέσω αυτών των προτάσεων και έτσι αποκτά περισσότερες επιλογές για συνηθειές που τον αφορούν άμεσα.

3.5 Εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης στα Δίκτυα Κινητής Τηλεφωνίας

Στο προηγούμενο υποκεφάλαιο, παρουσιάσαμε κάποιες γενικές χρήσεις της Μηχανικής Μάθησης σε διάφορους τομείς της επιστήμης, ενώ σε αυτό θα αναφερθούμε συγκεκριμένα στην εφαρμογή της στα κινητά δίκτυα επικοινωνιών και στα 5G δίκτυα. Ένα υποπλήγμα της Μηχανικής Μάθησης που χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό όχι μόνο στο 5G, αλλά και γενικότερα στις τηλεπικοινωνίες είναι το Deep Learning. Στο [69], παρουσιάζονται διάφοροι τρόποι με τους οποίους μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ο πρώτος από αυτούς είναι η ανάλυση των δεδομένων (*Big Data*) σε επίπεδο δικτύου. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο, καθώς έτσι μπορεί να προβλεφθεί η κίνηση και ο φόρτος εργασίας του δικτύου μέσω ανάλυσης

της τρέχουσας κίνησης (*traffic classification*). Ακόμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για πρόβλεψη της κατάστασης του δικτύου με γνώμονα δεδομένα από τον πραγματικό κόσμο. Πιο συγκεκριμένα, με τη χρήση Multilayer Perceptron, είναι εφικτό να προβλεφθεί το QoE των χρηστών με γνώση του αριθμού των χρηστών ανά macrocell, της μέσης ταχύτητας που απαιτούν οι χρήστες και διαφόρων μετρικών σχετικών με το κανάλι επικοινωνίας, με μεγάλη επιτυχία. Ακόμα, αναφέρεται ότι το Deep Learning μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση της κίνησης των χρηστών και του εντοπισμού της θέσης τους, με βάσης διαφορετικά είδη σημάτων που λαμβάνουν σαν δεδομένα από διαφορετικές συσκευές. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούν να προβλεφθούν τα μέρη στα οποία ο χρήστης πιθανότατα να βρίσκεται σε επόμενη χρονική στιγμή. Τέλος, είναι συχνό φαινόμενο να υλοποιούνται IoT δίκτυα με τη βοήθεια του DL και ειδικότερα αναφέρεται ότι οι κόμβοι του IoT δικτύου περιέχουν νευρωνικό δίκτυο για την ανάλυση των δεδομένων, με αποτέλεσμα να ελαττώνεται η καθυστέρηση στην επικοινωνία [69].

Στην ερευνητική εργασία [70], οι ερευνητές μελετούν τη χρήση των Artificial Neural Networks (ANNs) και γενικότερα των νευρωνικών δικτύων από το edge computing και την εικονική πραγματικότητα μέχρι τις ασύρματες επικοινωνίες σε ζητήματα όπως η καλύτερη κάλυψη και η χαμηλή καθυστέρηση στη σύνδεση. Όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις που αναφέρθηκαν, με τη χρήση των ANNs, είναι δυνατό να αναλυθεί η κινητικότητα των χρηστών με βάση δεδομένα εισόδου και ύστερα να προβλεφθεί η κίνησή τους με σκοπό την αποδοτικότερη λειτουργία του δικτύου, όσον αφορά τις καλύτερες ταχύτητες και την αύξηση της φασματικής απόδοσης. Επιπρόσθετα, αυτό που είναι περισσότερο ενδιαφέρον στη συγκεκριμένη εργασία είναι η χρήση των Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), τα οποία είναι σαν μικρά σκάφη που

τοποθετούνται σε χαμηλό υψόμετρο σε περιοχές που υπάρχει πολύς κόσμος και προσφέρει ενίσχυση του σήματος για καλύτερη κάλυψη. Έτσι, με τη συνεχή κίνηση των χρηστών, προκύπτουν δεδομένα σχετικά με τις συνήθειές τους και την τοποθεσία τους και γι' αυτό το λόγο μπορούν να υλοποιηθούν μέσω ANNs, ώστε να γίνεται δυναμικά επεξεργασία των πληροφοριών αυτών. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούν να προβλέπουν την πιθανή επόμενη τοποθεσία των χρηστών και να προσαρμόζεται στις απαιτήσεις τους σε μεγαλύτερες ταχύτητες, ανάλογα με το που βρίσκονται.

Σύμφωνα με το [71], ένα σημαντικό ζήτημα στις ασύρματες και κινητές επικοινωνίες είναι η ασφάλεια και ο τρόπος με τον οποίο εφαρμογές μολυσμένες με malware, επηρεάζουν τους χρήστες του δικτύου. Υπάρχουν στατικοί και δυναμικοί τρόποι για την ανίχνευση εφαρμογών με malware. Οι πρώτοι βασίζονται στη χρήση reverse engineering τεχνικών με σκοπό την ανάλυση του κώδικα της εφαρμογής, ενώ οι δεύτεροι ανιχνεύουν τα λάθη και τους ιούς με δυναμικό τρόπο, εξάγοντας πληροφορία από τα ίχνη που αφήνει η εφαρμογή αυτή έπειτα από πολλές χρήσεις. Έτσι, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η ανάλυση, λαμβάνονται σαν δεδομένα εισόδου τα ίχνη των malwares και στη συνέχεια τα προεπεξεργάζονται, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε κάποιο αλγόριθμο Μηχανικής Μάθησης. Κάποιοι από αυτούς που χρησιμοποιούνται είναι το SVM και ο Naïve-Bayes.

Στην εργασία [72], δίνεται έμφαση από τους ερευνητές στην εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης σε 5G δίκτυα στη ζώνη mmWave, συμπεριλαμβανομένων και των αυτοκινήτων στο δίκτυο. Σκοπός της εργασίας αυτής είναι η επιλογή της βέλτιστης δέσμης (*beam*) στη ζώνη mmWave που θα σταλεί από τον εκάστοτε σταθμό βάσης προς τα οχήματα του εύρους που καλύπτουν. Ειδικότερα, προτείνεται ένας αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης, που μπορεί να «μάθει» από το γύρω περιβάλλον και

ανάλογα, να πάρει τις κατάλληλες αποφάσεις. Δηλαδή, αυτός ο αλγόριθμος εξετάζει π.χ. την κατεύθυνση των οχημάτων και ανάλογα με αυτή αλλά και τα δεδομένα που ήδη επεργάζεται ένας σταθμός βάσης, προσαρμόζεται και λαμβάνει υπόψιν του τα εμπόδια στο δίκτυο, όπως τα κτήρια και η κίνηση (*traffic*). Έτσι, αφού εξεταστούν τα δεδομένα, ελέγχονται οι μέσοι όροι ρυθμών μετάδοσης δεδομένων από όλα τα οχήματα προς όλες τις δέσμες που στέλνουν οι σταθμοί βάσης και στη συνέχεια ο αλγόριθμος επιλέγει εκείνη τη δέσμη, που οδηγεί στην αύξηση της χωρητικότητας του δικτύου, δεδομένης της κίνησης που υπάρχει. Ως αποτέλεσμα, παρέχονται καλύτερη κάλυψη, άρα υπάρχει και μεγαλύτερος αριθμός συνδεδεμένων οχημάτων στο 5G δίκτυο.

Κεφάλαιο 4

Πειραματική Προσομοίωση

4.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα διπλωματική εργασία, μέχρι στιγμής έχουμε παρουσιάσει, όσον αφορά το τηλεπικοινωνιακό μέρος της, τις προηγούμενες γενιές των κινητών δικτύων επικοινωνιών και τα δίκτυα 5G, των οποίων τα χαρακτηριστικά αναλύσαμε στο 2^ο κεφάλαιο. Η πειραματική εξομοίωση και ειδικότερα οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν για κάποιες μετρήσεις είναι βασισμένες στο πρότυπο IMT-2020 και σε αυτά που ορίζουν τα πρωτόκολλα της 3GPP. Η εξομοίωση πραγματοποιήθηκε στο περιβάλλον *MATLAB*.

Αντικείμενο μελέτης της διπλωματικής αυτής είναι η αποδοτική ανάθεση και διαμοιρασμός των πόρων συχνοτήτων σε ένα 5G δίκτυο σε συνδυασμό με την εφαρμογή τεχνικών Μηχανικής Μάθησης. Σκοπός μας είναι οι συσκευές του πυκνού δικτύου 5G να συνδέονται αποτελεσματικά στους αντίστοιχους σταθμούς βάσης του δικτύου, πετυχαίνοντας πολύ καλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων (*data rates*) και ικανοποιητικό αριθμό συνδέσεων σε αυτό. Ο μηχανισμός που προτείνεται ρυθμίζει τον τρόπο και τα κριτήρια με τα οποία ο χρήστης θα συνδέεται στο δίκτυο, παρέχοντας παράλληλα πλήρη QoS και τη δυνατότητα σύνδεσης σε διαφορετικό σταθμό βάσης κάθε φορά.

Συμπεραίνουμε από την προηγούμενη παράγραφο ότι το κλειδί της μελέτης αυτής είναι η αποδοτικότητα. Από αυτό συνεπάγεται ότι θέλουμε να πετύχουμε κατά τη σύνδεση των χρηστών στο σταθμό βάσης, αύξηση

της χωρητικότητας του δικτύου και μείωση των παρεμβολών κατά τη μετάδοση του σήματος από την κεραία του σταθμού βάσης στην κινητή συσκευή. Έτσι, επιτυγχάνεται μεγαλύτερη φασματική απόδοση, δηλαδή μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας που μπορεί να μεταφερθεί σε ένα συγκεκριμένο εύρος ζώνης. Να αναφέρουμε στο σημείο αυτό ότι οι χρήστες έχουν υψηλές απαιτήσεις για throughput και η πλειοψηφία των κινητών συσκευών στο δίκτυο εξυπηρετούνται με επιτυχία. Πριν όμως εξηγήσουμε τον τρόπο σύνδεσης μιας κινητής συσκευής με ένα σταθμό βάσης, θα πρέπει να εξηγήσουμε τα μαθηματικά μοντέλα πάνω στο οποία βασιστήκαμε για να σχεδιάσουμε το μοντέλο συστήματος του δικτύου μας.

4.2 Προτεινόμενο Μοντέλο Συστήματος Δικτύου

Η μελέτη μας αφορά το downlink δίκτυο, δηλαδή το «μονοπάτι» από το σταθμό βάσης προς την κινητή συσκευή εντός ενός κυψελωτού δικτύου για κλασικές υπηρεσίες GSM, όπως τηλεφωνικές κλήσεις, μηνύματα και χρήση δεδομένων για το Internet. Όπως είχαμε αναφέρει στο κεφάλαιο 2 για τα 5G, το downlink προτείνεται να λειτουργεί βάσει του OFDMA (Orthogonal Frequency-Division Multiple Access), που είναι επέκταση του OFDM. Πιο συγκεκριμένα, το OFDMA είναι σαν το OFDM με τη διαφορά ότι εξυπηρετούνται πολλοί χρήστες ταυτόχρονα, κάτι το οποίο επιτυγχάνεται με την ανάθεση υποφορέων (subcarriers) σε ξεχωριστούς χρήστες. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να ελαττώνεται η μέγιστη ενέργεια που καταναλώνεται για τους χρήστες με χαμηλό ρυθμό μετάδοσης δεδομένων [42].

Νωρίτερα αναφέραμε ότι μας απασχολεί η αποδοτική διαχείριση συχνοτικών πόρων και θα εξηγήσουμε στο σημείο αυτό τι ακριβώς είναι.

Στα δίκτυα LTE, η συχνότητα χωρίζεται σε πόρους που ονομάζονται Resource Blocks (RBs) και κάθε RB ανατίθεται σε κάποιο χρήστη. Κάθε RB αποτελείται από 12 υποφορείς (subcarriers) με σταθερή χρονική διάρκεια 1ms. Σε κάθε δίκτυο, τα RBs μπορούν να έχουν διαφορετικό εύρος ζώνης, με αποτέλεσμα και το εύρος ζώνης που έχουν οι υποφορείς να μην είναι πάντα το ίδιο. Έτσι συμπεραίνουμε ότι το εύρος ζώνης τους είναι άμεσα συνδεδεμένο και εξαρτώμενο από αυτό του καναλιού. Αν γνωρίζουμε το εύρος ζώνης του καναλιού και το εύρος ζώνης του εκάστοτε Resource Block, τότε ο αριθμός των Resource Blocks που υπάρχουν είναι το ακέραιο πηλίκο του εύρους ζώνης καναλιού με το εύρος ζώνης του RB.

Αρχικά, πριν περιγράψουμε το μοντέλο για το *Path Loss* και τα *Data Rates*, θα αναφέρουμε κάποιους συμβολισμούς σχετικά με τις τερματικές συσκευές και τους σταθμούς βάσης και ύστερα θα εξηγήσουμε πως υπολογίζονται οι ανάγκες μιας κινητής συσκευής σε Resource Blocks. Όποτε λοιπόν αναφερόμαστε σε τερματική συσκευή θα τη συμβολίζουμε με το δείκτη i , ενώ όποτε αναφερόμαστε σε σταθμό βάσης, θα τον συμβολίζουμε με k . Υποθέτουμε ότι μια συσκευή i θέλει να συνδεθεί με ένα σταθμό βάσης k . Η συσκευή i θα ζητάει RBs και ο σταθμός βάσης k θα πρέπει να τους παρέχει σε αυτήν και εκτός από αυτό παράλληλα θα προσπαθεί να εξυπηρετεί όσο το δυνατόν περισσότερους χρήστες μπορεί ικανοποιητικά, διατηρώντας το QoS . Αυτό βέβαια δεν είναι τόσο απλό, καθώς ο χρήστης έχει ανάγκη και από κάποια RBs και από ταχύτητες σύνδεσης στο δίκτυο (*throughput demands*). Έτσι, για να είναι το προτεινόμενο μοντέλο αποτελεσματικό, θα πρέπει αρχικά να επιλέγεται από όλους τους πιθανούς χρήστες που επιθυμούν να συνδεθούν σε ένα σταθμό βάσης, αυτός ο οποίος απαιτεί το μικρότερο αριθμό από Resource Blocks (RBs) και παράλληλα ικανοποιούνται οι ανάγκες του σε ταχύτητες. Άρα, είναι δυνατόν να επιτευχθεί μεγαλύτερο ποσοστό εξυπηρέτησης

χρηστών στο πυκνό δίκτυο 5G. Ο τύπος που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των αναγκών μιας κινητής συσκευής σε RBs, σύμφωνα με τα [41],[43] είναι ο εξής :

$$rb_{i,k} = \lceil \frac{thr_i}{BW_{RB} \cdot \log_2(1 + SINR_{i,k})} \rceil \quad (3)$$

όπου το thr_i είναι οι ανάγκες των κινητών συσκευών σε ταχύτητες στο δίκτυο (*throughput demand*), το BW_{RB} είναι το εύρος ζώνης του RB και το $SINR_{i,k}$ συμβολίζει το λόγο του σήματος προς το θόρυβο, δηλαδή την ποιότητα σύνδεσης μεταξύ συσκευής και σταθμού βάσης. Να αναφέρουμε επίσης ότι ο τελεστής $\lceil \cdot \rceil$ συμβολίζει το άνω ακέραιο όριο, δηλαδή στρογγυλοποιεί τις ανάγκες μιας συσκευής σε RBs προς τον αμέσως μεγαλύτερο ακέραιο αριθμό και με αυτόν τον τρόπο οι περισσότεροι χρήστες λαμβάνουν περισσότερους πόρους από όσους χρειάζονται. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η σύνδεση του εκάστοτε χρήστη με κάποιο σταθμό βάσης να είναι ποιοτική.

4.2.1 Μοντέλο Διάδοσης (Propagation Model)

Σύμφωνα με το μοντέλο διάδοσης στα macrocells, όπως παρουσιάζεται στο [44], για μεγάλες και πυκνές αστικές περιοχές υπάρχει τρόπος να υπολογίσουμε τις απώλειες ισχύος και τις παρεμβολές που υφίσταται το σήμα που μεταδίδεται από το σταθμό βάσης του macrocell προς την κινητή

συσκευή. Αυτός ο τύπος βασίζεται στην ευκλείδεια απόσταση σε χιλιόμετρα μεταξύ του σταθμού βάσης και της συσκευής και είναι ο εξής:

$$PL = 128.1 + 37.6 \cdot \log_{10}(R) \quad (4)$$

όπου R είναι η απόσταση που αναφέραμε νωρίτερα. Το PL (Path Loss) υπολογίζεται σε dB.

Επίσης, να συμπληρώσουμε ότι στο μηχανισμό μας, χρειάζεται και το κέρδος του καναλιού (*channel gain*), που βασίζεται στο PL που υπολογίσαμε παραπάνω [43]. Ο τύπος του είναι:

$$G = 10^{-PL/10} \quad (5)$$

4.2.2 Μοντέλο Ρυθμών Μετάδοσης (Data Rates Model)

Για την κατασκευή του μοντέλου ρυθμών διάδοσης, μπορούμε να λάβουμε υπόψιν μας διάφορες μετρικές. Όπως αναφέραμε νωρίτερα και στον τρόπο υπολογισμού των αναγκών σε RB μιας τερματικής συσκευής, μια μετρική που καθορίζει την ποιότητα σύνδεσης μεταξύ συσκευής και σταθμού βάσης είναι το SINR (*Signal to Interference Plus Noise Ratio*). Έτσι, το SINR σύμφωνα με τα [40],[43], υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{SINR}_{i,k,s} = \frac{P_{k,s} \cdot G_{i,k,s}}{\sigma^2 \cdot \Delta f + \sum_{k' \in \{BS\}} P_{k'} \cdot G_{i,k',s}} \quad (6)$$

όπου αρχικά το $P_{k,s}$ είναι η ενέργεια που καταναλώνεται από το k -οστό σταθμό βάσης (ή αλλιώς η ακτινοβολία που εκπέμπεται) για έναν υποφορέα s και το $G_{i,k,s}$ συμβολίζει το κέρδος του καναλιού μεταξύ της i -οστής τερματικής συσκευής και του k -οστού σταθμού βάσης. Ύστερα στον παρονομαστή, το σ^2 συμβολίζει την ισχύ της φασματικής πυκνότητας του λευκού θορύβου και το Δf δηλώνει το *subcarrier spacing*, δηλαδή την απόσταση μεταξύ δύο υποφορέων σε ένα RB. Τέλος, ο όρος $\sum_{k' \in \{BS\}} P_{k'} \cdot G_{i,k',s}$ συμβολίζει το άθροισμα των γινομένων της ισχύος που ακτινοβολείται από τους υπόλοιπους σταθμούς βάσης, εκτός του k -οστού, που προκαλεί παρεμβολές, με το κέρδος του καναλιού μεταξύ όλων των υπόλοιπων κινητών συσκευών με τους υπόλοιπους $k-1$ σταθμούς βάσης (εκτός του k -οστού δηλαδή).

Επιπρόσθετα, στο Μοντέλο Διάδοσης Δεδομένων εκτός από την εύρεση του SINR, που είναι ανάλογο του γινομένου της εκπεμπόμενης ακτινοβολίας με το κέρδος του καναλιού, είναι αναγκαίος και ο υπολογισμός του ρυθμού μετάδοσης δεδομένων της κινητής συσκευής. Αυτό λοιπόν υπολογίζεται ως εξής:

$$DR_{i,k} = |RBs| \cdot 12 \cdot \sum_{sc \in \{RB\}} BW_{sc} \cdot \log_2(1 + SINR_{i,k}) \quad (7)$$

όπου το $|RBs|$ είναι ο πληθάριθμος των Resource Blocks που χρειάζεται μια συσκευή από το σταθμό βάσης, το BW_{sc} συμβολίζει το εύρος ζώνης του εκάστοτε υποφορέα (subcarrier) και το $SINR_{i,k}$ δηλώνει την ποιότητα της σύνδεσης μεταξύ χρήστη και σταθμού βάσης. Ο πολλαπλασιασμός των προαναφερθέντων με το 12 πραγματοποιείται, διότι κάθε RB περιέχει 12 subcarriers.

4.3 Αλγόριθμος Εξομοίωσης και κατανομής χρηστών στο δίκτυο

Στο προηγούμενο υποκεφάλαιο, παρουσιάσαμε το μοντέλο του συστήματος που περιλαμβάνει το μοντέλο διάδοσης και το μοντέλο ρυθμών διάδοσης, προκειμένου να εξηγήσουμε τον αλγόριθμο κατανομής χρηστών. Ο αλγόριθμος αυτός χρειάζεται για να λειτουργήσει δεδομένα εισόδου, όπως το SINR μεταξύ του χρήστη και του σταθμού βάσης, τις απαιτήσεις των χρηστών σε ταχύτητες, τα RBs που απαιτούν από την κεραία του σταθμού βάσης, καθώς και τις απώλειες ισχύος λόγω παρεμβολών (*Path Loss*). Σκόπος μας είναι να πραγματοποιηθεί αποδοτική σύνδεση του χρήστη με το σταθμό βάσης, αυξάνοντας όμως τη φασματική απόδοση του δικτύου και ικανοποιώντας τις ανάγκες των χρηστών σε ταχύτητες που απαιτούν.

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος για να είναι αποτελεσματικός, θα πρέπει να ξεκινάει με την εξυπηρέτηση των χρηστών του δικτύου με τις λιγότερες απαιτήσεις σε RBs. Με αυτόν τον τρόπο, πραγματοποιείται η βέλτιστη διαχείριση των συχνοτικών πόρων στο δίκτυο και εξυπηρετείται μεγαλύτερος αριθμός των χρηστών του. Σε περίπτωση που ο αριθμός των RBs που απαιτεί ο χρήστης δεν είναι διαθέσιμα από το σταθμό βάσης με τον οποίο επιχειρεί να πραγματοποιήσει σύνδεση εκείνη τη στιγμή, τότε ο αλγόριθμος θα αναζητήσει άλλον πιθανό σταθμό βάσης με κριτήριο το ελάχιστο PL δηλαδή τις λιγότερες απώλειες ισχύος λόγω παρεμβολών. Αφού βρει το σταθμό αυτό, τότε θα ξαναγίνει έλεγχος της διαθεσιμότητας των RBs για να εξυπηρετηθούν οι ανάγκες του χρήστη από το σταθμό με τον οποίο συνδέθηκε.

Συμπεραίνουμε ότι η διαδικασία αυτή είναι επαναληπτική και ότι ο αλγόριθμος θα αναζητά συνεχώς τον κατάλληλο σταθμό βάσης, βάσει των διαθέσιμων RBs. Στη συνέχεια, παραθέτουμε τον αλγόριθμο σύνδεσης μιας τερματικής συσκευής με ένα σταθμό βάσης σε μορφή ψευδοκώδικα όπου με UE συμβολίζουμε την κινητή συσκευή και με eNB το σταθμό βάσης.

Αλγόριθμος: Σύνδεση συσκευής χρήστη UE με σταθμό βάσης BS	
Input: $PL_{i,k}$, $rb_{i,k}$, $SINR_{i,k,s}$	
1:	αρχή
2:	για κάθε χρήστη i
3:	για κάθε σταθμό βάσης k
4:	υπολόγισε το $rb_{i,k}$ μέσω της σχέσης (3);
5:	τέλος για
6:	τέλος για
7:	για κάθε χρήστη i
8:	επίλεξε το χρήστη με το $\min(rb_{i,k})$;
9:	βρες τον καλύτερο σταθμό βάσης με βάση το ελάχιστο ($PL_{i,k}$);
10:	αν η απόσταση τρέχουσας συσκευής είναι μικρότερη από την ακτίνα του macrocell τότε
10:	αν τα RBs είναι επαρκή τότε
11:	ο i -οστός χρήστης συνδέεται με το k -οστό σταθμό;
12:	ανανέωσε τα διαθέσιμα RBs του σταθμού;
13:	αλλιώς
14:	βρες τον επόμενο καλύτερο σταθμό υπολογίζοντας το επόμενο μικρότερο ($PL_{i,k}$);
15:	τέλος αν
16:	αλλιώς
17:	βρες επόμενη συσκευή που η απόστασή της να είναι μικρότερη της ακτίνας
18:	τέλος αν

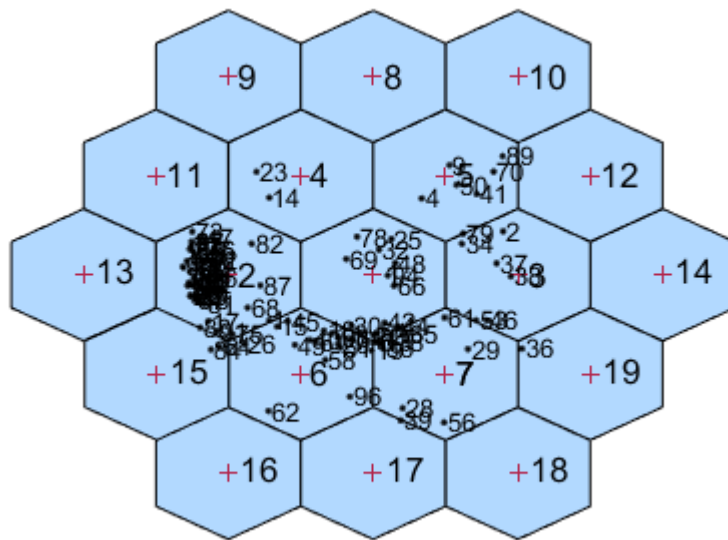
19: τέλος για

20: τέλος

4.4 Διαδικασία Εξομοίωσης

Αφού παρουσιάσαμε πώς λειτουργεί ο μηχανισμός μας στο προηγούμενο υποκεφάλαιο, ήρθε η ώρα να εξηγήσουμε τη διαδικασία της εξομοίωσης και τις παραμέτρους τις οποίες λάβαμε υπόψιν. Το δίκτυο έχει σχεδιαστεί, έτσι ώστε να είναι όσο το δυνατόν περισσότερο ρεαλιστικό και αποτελείται από κυψέλες (cells). Κάθε κυψέλη έχει διάμετρο 400m και ονομάζεται, όπως είχαμε αναφέρει στο 1^ο κεφάλαιο, macrocell. Έτσι, έχουμε εγκαταστήσει macrocell σταθμών βάσης που βρίσκονται στο κέντρο της κάθε κυψέλης και είναι σε αριθμό 19. Επειδή, το δίκτυο μας είναι πολύ πυκνό, δηλαδή συγκεντρώνει ως επί το πλείστον τους χρήστες στο κέντρο του, μας απασχολούν περισσότερο τα 7 κεντρικά macrocells σταθμών βάσης. Όμως, έχουμε προσθέσει περιμετρικά γύρω από τα 7 αυτά macrocells, άλλα 12, έτσι ώστε να συμπεριλαμβάνεται στην προσομοίωση και η περίπτωση των παρεμβολών από γειτονικές κυψέλες. Ακόμα, να αναφέρουμε ότι οι χρήστες τοποθετούνται στα κεντρικά macrocells του δικτύου με πιθανότητα 70%, ενώ στα περιμετρικά macrocells με πιθανότητα 30%. Έτσι, δικαιολογείται και ότι το δίκτυο της προσομοίωσής μας είναι πολύ πυκνό.

Τέλος, να αναφέρουμε ότι ο τρόπος με τον οποίο οι χρήστες τοποθετούνται στο δίκτυο είναι τυχαίος, καθώς επιθυμούμε να είναι ακόμα πιο ρεαλιστικός ο μηχανισμός μας. Στην παρακάτω εικόνα, φαίνεται ένα στιγμιότυπο του δικτύου με 100 χρήστες τυχαία κατανεμημένες σε αυτό.



Εικόνα 21: Στιγμιότυπο δικτύου με 100 χρήστες

Εδώ, παρατηρούμε ότι όντως οι χρήστες κατανέμονται στις 7 κεντρικές κυψέλες. Σε προηγούμενο υποκεφάλαιο, αναφέραμε ότι οι χρήστες έχουν αυξημένες ανάγκες για ταχύτητες στο δίκτυο (στην παρούσα εργασία, μονάδα μέτρησης είναι τα Kbps), καθώς και για Resource Blocks που πρέπει να τους στείλει ο σταθμός βάσης.

Στην προσομοίωσή μας, έχουμε χωρίσει τους χρήστες σε 3 κατηγορίες ανάλογα με τις ανάγκες τους για ταχύτητες στο δίκτυο, δηλαδή το *throughput demand*. Έτσι, το 30% των χρηστών έχει ανάγκη για ταχύτητες 2048 Kbps, το 20% για ταχύτητες 4096 Kbps και τέλος το 50% για ανάγκες 8192 Kbps. Οι ανάγκες αυτές για τον κάθε χρήστη δημιουργούνται στον κώδικα τυχαία σε κάθε εκτέλεση. Επιπρόσθετα, οι παράμετροι και οι τιμές των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στον κώδικα μπορούν να αλλάξουν, ανάλογα με το τι ζητάει ο χρήστης.

Στον παρακάτω πίνακα, είναι συγκεντρωμένες οι προδιαγραφές και οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης για το 5G δίκτυο, όπως ορίζονται στο [45] .

Πίνακας 1: Προδιαγραφές της προσομοίωσης

Παράμετροι	Ρύθμιση
Περιοχή	19 macrocells
Κατεύθυνση επικοινωνίας	DL
Εύρος Ζώνης	100 MHz
Συχνότητα φορέα (subcarrier)	200 MHz
Συχνότητα RB	360 KHz
Απόσταση μεταξύ 2 φορέων	30 KHz
Ακτίνα macrocell σταθμού	400m
Φασματική Πυκνότητα Λευκού Θορύβου	-174 dBm/Hz
Κέρδος κεραίας σταθμού	15 dBi
Κέρδος κεραίας τερματικής συσκευής	0 dBi
Ισχύς Εκπομπής macrocell σταθμού	46 dBm
Ισχύς Εκπομπής Τερματικής συσκευής	20 dBm

4.5 Μηχανισμοί Πρόβλεψης

Στα προηγούμενα υποκεφάλαια, παρουσιάσαμε τον τρόπο με τον οποίο θα συσχετίζεται ο κάθε χρήστης σε κάποιο σταθμό βάσης, βάσει κάποιων κριτηρίων, αλλά και τα μοντέλα πάνω στα οποία βασίστηκε ο αλγόριθμος σύνδεσης. Στο παρόν υποκεφάλαιο, θα αναλύσουμε τους μηχανισμούς πρόβλεψης που υλοποιήθηκαν. Σκοπός μας είναι να ελέγξουμε αν μπορεί να επιτευχθεί μεγαλύτερος αριθμός συνδέσεων και αύξηση του ρυθμού μετάδοσης δεδομένων (*data rates*), με τη χρήση των μηχανισμών αυτών.

Πριν παρουσιάσουμε τους μηχανισμούς αυτούς, θα αναφέρουμε κάποιους τρόπους πρόβλεψης που μελετήθηκαν, προκειμένου να αποφασιστεί ποια τεχνική θα χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη, οι οποίοι είναι χρήσιμοι σε τηλεπικοινωνιακά και όχι μόνο ζητήματα. Ένας από τους τρόπους αυτούς είναι οι Μαρκοβιανές Αλυσίδες (*Markov Chains*), που ουσιαστικά είναι τρόπος μοντελοποίησης της τυχαίας κίνησης ενός αντικειμένου από τη μια κατάσταση στην άλλη, μέσα σε ένα πεπερασμένο σύνολο καταστάσεων. Υπάρχουν δύο είδη Μαρκοβιανών Αλυσιδών και είναι αυτή του διακριτού χρόνου (*Discrete Time Markov Chain*) και αυτή του συνεχούς χρόνου (*Continuous Time Markov Chain*). Η πρώτη χαρακτηρίζεται από το ότι η μετάβαση σε μια άλλη κατάσταση εξαρτάται μόνο από την τρέχουσα κατάσταση και η δεύτερη περιγράφει την αλλαγή μιας κατάστασης βάσει μιας εκθετικής τυχαίας μεταβλητής και του μητρώου πιθανοτήτων. Και τα δύο αυτά είδη ικανοποιούν την Μαρκοβιανή ιδιότητα (*Markov Property*), σύμφωνα με την οποία μια τυχαία στοχαστική διαδικασία για να θεωρηθεί Μαρκοβιανή, πρέπει να μην έχει μνήμη, δηλαδή όπως αναφέραμε να βασίζεται μόνο στην τρέχουσα κατάσταση και όχι σε προηγούμενες [46],[47]. Οι Μαρκοβιανές Αλυσίδες χρησιμοποιούνται πολύ για προβλέψεις και ειδικότερα σε δικτυακά ζητήματα όπως για την

πρόβλεψη της κίνησης και του φόρτου εργασίας του δικτύου, της καθυστέρησης και των πακέτων που χάνονται κατά την επικοινωνία.

Ένας δεύτερος τρόπος είναι η προσομοίωση Monte Carlo ή μέθοδος Monte Carlo, που βασίζεται σε συνεχή δειγματοληψία με σκοπό να προκύψουν κάποια αποτελέσματα. Η μέθοδος Monte Carlo βασίζεται στο Νόμο των Μεγάλων Αριθμών, με βάση τον οποίο ο υπολογισμός της τιμής μιας τυχαίας μεταβλητής μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας το μέσο όρο διαφόρων τιμών της τυχαίας αυτής μεταβλητής. Δηλαδή, χρησιμοποιείται η τυχαιότητα, ώστε να επιλυθούν προβλήματα πιθανοτικής φύσης. Μπορεί να συνδυαστεί και με τις Μαρκοβιανές Αλυσίδες που αναφέραμε νωρίτερα. Ουσιαστικά, η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για να γίνει πρόβλεψη της πιθανότητας εμφάνισης διαφορετικών αποτελεσμάτων, μέσω ανάθεσης πολλών τιμών σε μια μεταβλητή, ώστε στη συνέχεια να υπολογιστεί ο μέσος όρος αυτών των αποτελεσμάτων για τη μέση λύση. Η μέθοδος Monte Carlo έχει διάφορες εφαρμογές και ειδικότερα στις τηλεπικοινωνίες για πρόβλεψη της τοποθεσίας των χρηστών του δικτύου και λήψη αντίστοιχων αποφάσεων σχετικά με τη βελτιστοποίηση της απόδοσής του [48],[49].

Αυτοί οι δύο τρόποι, όπως αναφέραμε, είναι χρήσιμοι τρόποι όσον αφορά το ζήτημα της πρόβλεψης. Ειδικότερα, χρησιμοποιούνται όταν τα δεδομένα που χρειάζονται για την πρόβλεψη είναι ιστορικά (*historical data*), δηλαδή έχουν προκύψει από τον πραγματικό κόσμο. Δηλαδή όταν το σύνολο δεδομένων (*dataset*) είναι ρεαλιστικό. Στην περίπτωση μας, το σύνολο δεδομένων που έχουμε στη διάθεση μας και στους δύο μηχανισμούς, είναι έπειτα από πολλές εκτελέσεις του αλγορίθμου και περιέχει τις συντεταγμένες (x,y) των συσκευών του δικτύου, δηλαδή είναι δεδομένα που προκύπτουν μετά από προσομοίωση (*simulated data*). Έτσι, για τις προβλέψεις μας χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο Monte Carlo με δεδομένα

προσομοίωσης, βασιζόμενοι στις συνεχείς τυχαίες τοποθετήσεις χρηστών στο δίκτυο και σκοπό να βρούμε τις προβλεπόμενες θέσεις τους με βάση το μέσο όρο.

Στον **πρώτο μηχανισμό**, αρχικά να αναφέρουμε ότι το σύνολο δεδομένων είναι οι συντεταγμένες των συσκευών των χρηστών στο δίκτυο (x,y) και πάνω σε αυτές θα βασιστούμε για τη συνέχεια. Το σύνολο αυτό παράγεται δυναμικά και για κάθε προσομοίωση του δικτύου δημιουργούνται, όπως είναι λογικό, διαφορετικές συντεταγμένες κάθε φορά και έτσι παραμετροποιήθηκε ο συνολικός μηχανισμός, ώστε να λαμβάνει υπόψη τον αριθμό των εκτελέσεων (*num_runs*). Αρχικά, ο μηχανισμός λαμβάνει σαν δεδομένα τις συντεταγμένες των συσκευών των χρηστών για όλες τις εκτελέσεις, όσες και να είναι αυτές, και στη συνέχεια υπολογίζει το μέσο όρο όλων των συντεταγμένων x και όλων των y . Έτσι, υπολογίζεται η «προβλεπόμενη τιμή» των x,y για όλες τις συσκευές του δικτύου και για όλες τις εκτελέσεις.

Στη συνέχεια, ο μηχανισμός μας πρέπει να υπολογίσει την συγκέντρωση των χρηστών στα macrocells στα οποία προβλέπεται ότι θα τοποθετούνται συχνότερα. Έτσι, αυτό μπορεί να επιτευχθεί βρίσκοντας κάθε φορά, το σταθμό βάσης που απέχει τη μικρότερη απόσταση από τις προβλεπόμενες συντεταγμένες (x,y) μιας συσκευής που επιχειρεί να συνδεθεί σε αυτόν, σε κάθε εκτέλεση. Εκτός από αυτό, πρέπει και η ελάχιστη απόσταση που βρέθηκε να είναι μικρότερη της ακτίνας του macrocell, διότι αν είναι μεγαλύτερη, τότε η τιμή του *PL* θα είναι μεγάλη και η ποιότητα σύνδεσης δε θα είναι ικανοποιητική. Με αυτόν τον τρόπο, μπορούμε να παρατηρήσουμε σε ποια macrocells, σε ποσοστό %, προβλέπεται ότι θα τοποθετηθούν οι χρήστες, σε κάθε εκτέλεση. Έτσι, τα macrocells που προβλέπεται ότι θα έχουν κίνηση, μπορούμε να τα παρομοιάσουμε με

clusters, τα οποία περιέχουν το καθένα τις συσκευές που συνδέθηκαν σε αυτό.

Αφού γίνουν τα προαναφερθέντα, ο μηχανισμός μας μπορεί να υπολογίσει τις προβλεπόμενες τιμές των *Path Loss*, *SINR* και των αναγκών σε RBs των συσκευών *rb_demand*, με γνώμονα τις προβλεπόμενες τιμές των συντεταγμένων (x,y) των χρηστών του δικτύου μας. Σκοπός μας εδώ είναι να έχουμε αύξηση του ρυθμού μετάδοσης ή/και μεγαλύτερο αριθμό χρηστών που εξυπηρετούνται από το πυκνό δίκτυο μας.

Πριν εξηγήσουμε τη λογική πίσω από το διαμοιρασμό πόρων με βάση την πρόβλεψη που είναι κοινή και στους δύο μηχανισμούς, να αναφέρουμε ότι οι συνολικοί πόροι του δικτύου (RBs) χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τους δεσμευμένους (*reserved*) και τους μη δεσμευμένους (*unreserved*). Οι δεσμευμένοι πόροι αποτελούν ένα ποσοστό επί των συνολικών πόρων του δικτύου και αφού υπολογιστούν, διαιρούνται με το πλήθος των *macrocells*, ώστε όλοι οι σταθμοί βάσης αρχικά να έχουν τον ίδιο αριθμό RBs για να εξυπηρετήσουν τις συσκευές. Οι μη δεσμευμένοι πόροι είναι αυτοί που διαμοιράζονται στους σταθμούς βάσης των *macrocells* εκείνων, που προβλέπεται ότι θα έχουν την περισσότερη κίνηση. Άρα συμπεραίνουμε ότι στην περίπτωση αυτή, θα πραγματοποιείται μια μη ισόνομη κατανομή των μη δεσμευμένων πόρων του Downlink δικτύου στους σταθμούς βάσης, σε αντίθεση με αυτά που αναφέραμε στα προηγούμενα υποκεφάλαια που ο διαμοιρασμός των RBs του δικτύου γινόταν ισόνομα σε όλους τους σταθμούς. Έτσι, οι σταθμοί που δυνητικά θα εξυπηρετούν περισσότερους χρήστες, θα διαθέτουν μεγαλύτερο αριθμό RBs, από αυτούς που προβλέπεται ότι θα έχουν λιγότερη κίνηση. Άρα με αυτόν τον τρόπο, από τη στιγμή που γίνει η πρόβλεψη, ο συνολικός μηχανισμός εκμεταλλεύεται αυτή την πληροφορία και προχωρά σε δυναμική μετακίνηση RBs από *macrocells* που δεν έχουν πολλούς χρήστες προς *macrocells* με μεγάλο

φόρτο εργασίας. Αυτό γίνεται, λόγω του ότι το δίκτυο μας είναι ετερογενές και υπερπυκνό, που σημαίνει ότι στο κέντρο του οι χρήστες που θα επιχειρούν να συνδεθούν θα είναι περισσότεροι. Συνοψίζοντας, στον πρώτο μηχανισμό πρώτα προβλέπουμε τη θέση ενός χρήστη με βάση τις συντεταγμένες των χρηστών ανά εκτέλεση και στη συνέχεια προβλέπουμε το ποσοστό συγκέντρωσης χρηστών στα macrocells βάσει των προβλεπόμενων τιμών θέσης τους.

Η ιδέα για το **δεύτερο μηχανισμό** πρόβλεψης βασίστηκε στο ότι με τον πρώτο μηχανισμό, ενώ τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι ικανοποιητικά, υπάρχει ένα είδος μεροληψίας. Αυτό αφορά το ότι οι προβλεπόμενες θέσεις (x,y) των χρηστών συγκεντρώνονταν περισσότερο σε 3 με 4 κεντρικά macrocells και οι σταθμοί βάσης των υπόλοιπων παρέμεναν εντελώς ανεκμετάλλευτοι. Στο **δεύτερο μηχανισμό** πρόβλεψης, αρχικά υπολογίζεται η συγκέντρωση των χρηστών ανα εκτέλεση και μετά η πρόβλεψη των ποσοστών συγκέντρωσης τους με βάση αυτές. Έτσι, αφού έχουμε βρει το ποσοστό αυτό (και τον αριθμό των συσκευών) που προβλέπεται ότι θα έχει ένα macrocell, στη συνέχεια πρέπει να γίνει η αντιστοίχιση των θέσεων (x,y) των χρηστών στα macrocells αυτά. Αυτές θα είναι και οι προβλεπόμενες θέσεις (x,y) των χρηστών. Αυτή είναι και η μόνη διαφορά του δεύτερου τρόπου από τον πρώτο, ότι δηλαδή πρώτα βρίσκουμε την προβλεπόμενη συγκέντρωση των χρηστών και μετά τις προβλεπόμενες θέσεις τους (x,y) . Όλα τα υπόλοιπα, δηλαδή ο υπολογισμός των PL , $SINR$ και rb_demand και όλα τα κριτήρια και οι παράμετροι που λήφθηκαν υπόψιν παραμένουν ίδια, όπως και ο τρόπος με τον οποίο γίνεται ο δυναμικός διαμοιρασμός των πόρων, έτσι ώστε οι σταθμοί βάσης των macrocells που προβλέπεται ότι θα έχουν περισσότερους χρήστες να έχουν περισσότερους πόρους (το έχουμε αναφέρει και νωρίτερα).

4.6 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Στο υποκεφάλαιο αυτό, θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη λειτουργία του μηχανισμού σύνδεσης των χρηστών στο δίκτυο και των μηχανισμών πρόβλεψης μέσω Μηχανικής Μάθησης, που αναφέραμε νωρίτερα. Σκοπός μας είναι να εξετάσουμε αν μέσω του μηχανισμών πρόβλεψης, μπορούμε να παρατηρήσουμε βελτιώσεις στο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων (δηλαδή αύξησή του) και στα ποσοστά επιτυχημένων συνδέσεων συσκευών-σταθμών, σε σχέση με την κλασική περίπτωση σύνδεσης συσκευής-σταθμού. Η κάθε προσομοίωση θα γίνεται για τον ίδιο αριθμό χρηστών και αριθμό εκτελέσεων (*num_runs*) για ακριβή αποτελέσματα και θα ξεκινάει από 50 χρήστες μέχρι και 200, από τη στιγμή που το δίκτυο μας θα είναι πυκνό. Επίσης, να αναφέρουμε ότι το ποσοστό δεσμευμένων πόρων που έχουν από την αρχή οι σταθμοί βάσης του δικτύου είναι 30%, δηλαδή το υπόλοιπο 70% θα διαμοιραστεί δυναμικά στα macrocells που προβλέπεται ότι θα υπάρχει περισσότερη κίνηση. Στις εικόνες που θα δούμε στη συνέχεια, ο αριθμός εκτελέσεων της προσομοίωσης θα είναι 2,5, και 8 για να είναι πιο εμφανή τα αποτελέσματα που προκύπτουν.

4.6.1 Σύνδεση συσκευής-σταθμού

Αρχικά, θα εξετάσουμε τη συνδεσιμότητα μιας τερματικής συσκευής με κάποιο σταθμό βάσης. Όπως αναφέραμε νωρίτερα, ο **πρώτος μηχανισμός** λαμβάνει υπόψιν του τον αριθμό των εκτελέσεων της προσομοίωσης και ανάλογα με αυτόν, παράγεται δυναμικά το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων

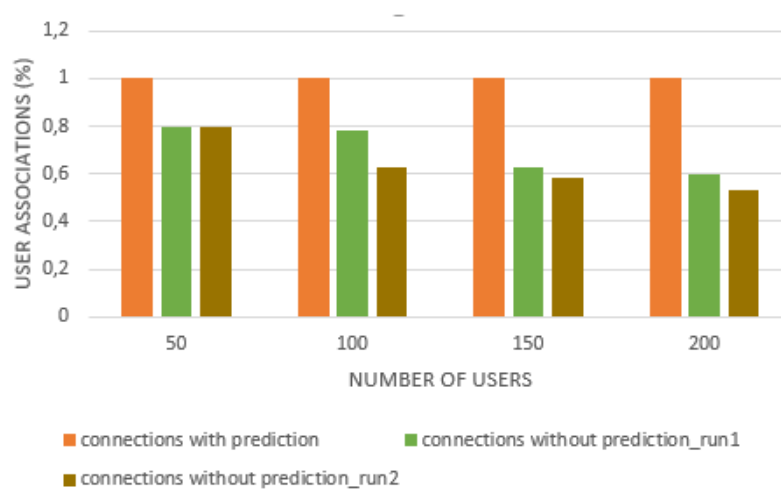
με τις θέσεις (x,y) των συσκευών και γίνεται η περαιτέρω επεξεργασία. Τα `num_runs` είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και δημιουργούνται με συνθήκες τυχειότητας δεδομένης του τρόπου τοποθέτησης των χρηστών στο δίκτυο, π.χ. πλειοψηφία των χρηστών στο κέντρο ή στα πλάγια. Έτσι, έχουμε πολλές εκτελέσεις για να έχουμε επαρκές δείγμα συντενταγμένων, ώστε να γίνει καλή πρόβλεψη των χρηστών στα macrocells. Όταν ο αριθμός των εκτελέσεων (`num_runs`) είναι μικρός, υπάρχει ποικιλία όσον αφορά το πού θα προβλεφθεί ότι θα υπάρχει κίνηση από χρήστες, ενώ όταν είναι μεγάλος, περιορίζεται ο αριθμός των macrocells στα οποία προβλέπεται ότι θα υπάρχουν χρήστες και κάποια μένουν αχρησιμοποίητα.

Στην αρχική περίπτωση όπου ο αριθμός των εκτελέσεων είναι 2 και οι χρήστες είναι 50, τότε το ποσοστό των χρηστών που συνδέεται σε κάποιο σταθμό βάσης είναι περίπου 80%, που είναι ένα ικανοποιητικό ποσοστό. Στη συνέχεια όμως (και σε αριθμό εκτελέσεων μεγαλύτερο του 2), παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των χρηστών, το ποσοστό των επιτυχημένων συνδέσεων μειώνεται και μπορεί να φτάσει μέχρι και 40%, κάτι το οποίο είναι λογικό να συμβαίνει. Αυτό, διότι όλοι οι πόροι του δικτύου είναι ισόνομα μοιρασμένοι σε όλους τους σταθμούς βάσης και έτσι ακόμα και αν ένας χρήστης πληροί τις προϋποθέσεις να συνδεθεί σε ένα σταθμό, αυτός ο σταθμός μπορεί να μην έχει διαθέσιμους πόρους για να τον εξυπηρετήσει. Επομένως, συμπεραίνουμε ότι είναι δύσκολο σε ένα πυκνό δίκτυο να μπορεί να συνδεθεί ο συνεχώς αυξανόμενος αριθμός των συσκευών.

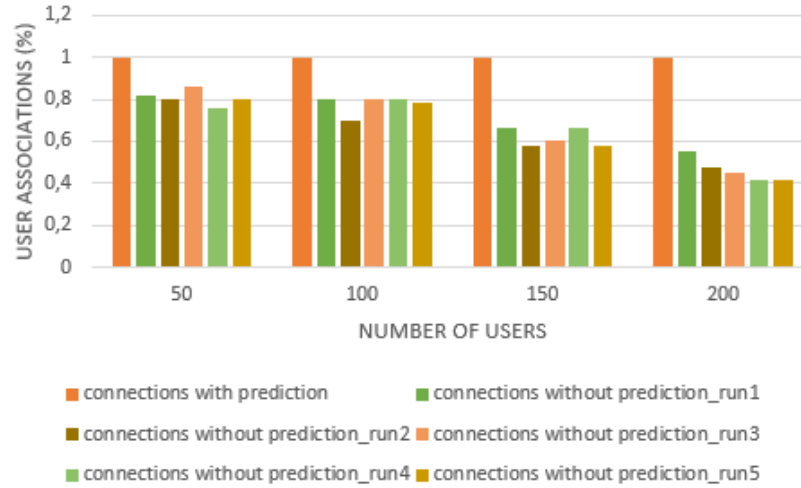
Στο σημείο αυτό, ο πρώτος μηχανισμός πρόβλεψης που περιγράψαμε στο 4.5, έρχεται να δώσει λύσεις. Πιο συγκεκριμένα, ενώ το ποσοστό των συνδέσεων συσκευών-σταθμών σε όλους τους αριθμούς εκτελέσεων που εξετάσαμε μειώνεται, το ποσοστό των συνδέσεων που βασίζονται στην πρόβλεψη είναι πολύ υψηλό και είναι 100% σε όλες τις περιπτώσεις

αριθμού χρηστών και αριθμού εκτελέσεων (εκτός όταν num_runs=8 που είναι 99%). Αυτό γίνεται, διότι όπως είχαμε αναφέρει σε προηγούμενο υποκεφάλαιο, στα macrocells που προβλέπεται ότι θα υπάρχει περισσότερη κίνηση από χρήστες, εκτός από τους πόρους που έχουν όλοι οι σταθμοί βάσης εξ' αρχής ισόνομα με βάση κάποιο ποσοστό (δεσμευμένοι πόροι), πραγματοποιείται δυναμική διαχείριση των εναπομείναντων πόρων (μη δεσμευμένοι πόροι), εκμεταλλευόμενοι την πρόβλεψη, και έτσι αυτά τα macrocells αφού έχουν περισσότερους πόρους, μπορούν να εξυπηρετήσουν και περισσότερες συσκευές.

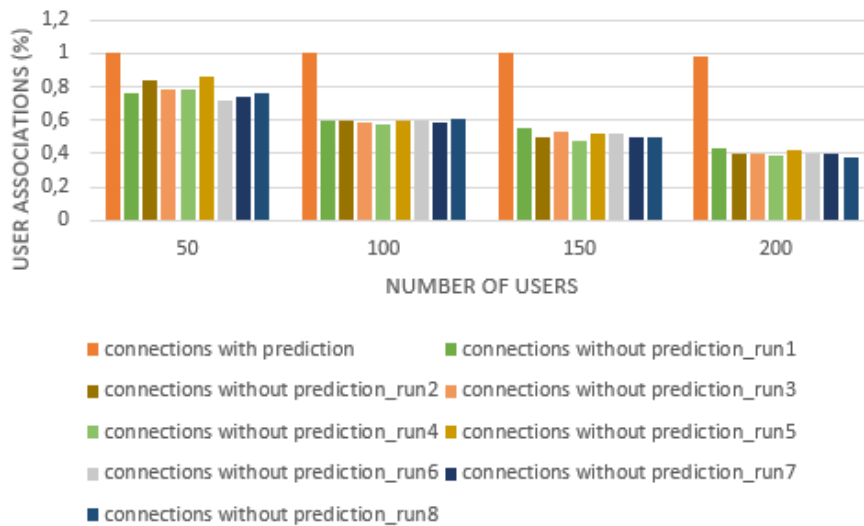
Συμπερασματικά, καταλήγουμε στο ότι υπάρχει ξεκάθαρη βελτίωση του ποσοστού σύνδεσης συσκευών-σταθμών μέσω αυτού του μηχανισμού πρόβλεψης. Όσα αναφέραμε παραπάνω, φαίνονται στις εικόνες 23, 24, 25 για αριθμό εκτελέσεων 2, 5 και 8 αντίστοιχα.



Εικόνα 22: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=2



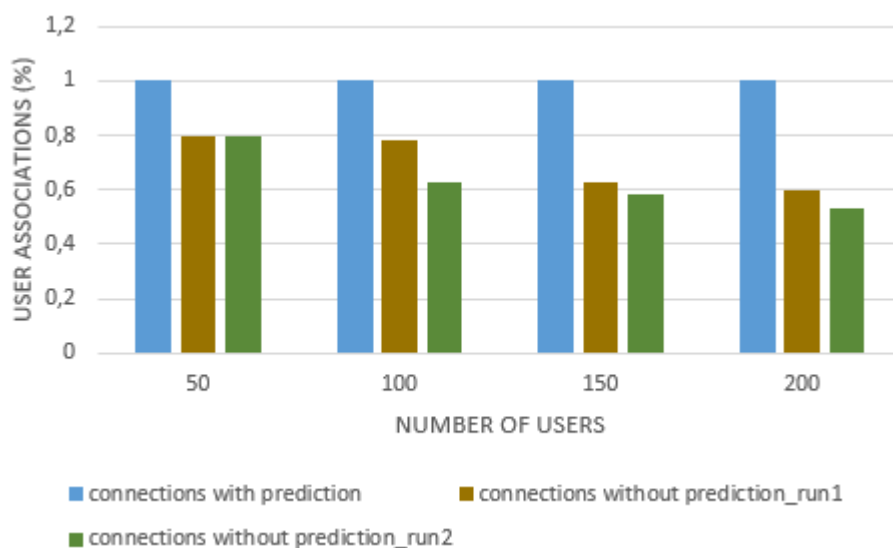
Εικόνα 23: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=5



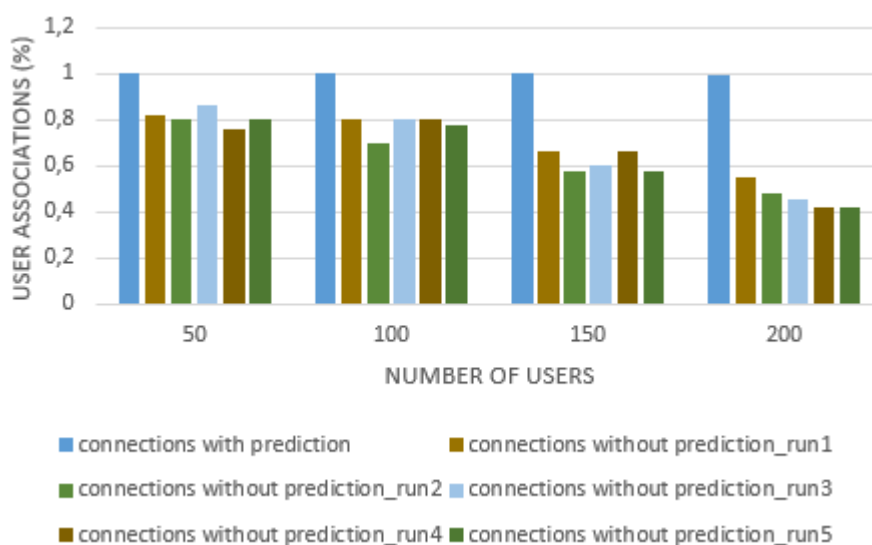
Εικόνα 24: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=8

Στο δεύτερο μηχανισμό πρόβλεψης, που εξηγήσαμε νωρίτερα τη διαφορά του με τον πρώτο, παρατηρούμε ότι σε όλες τις περιπτώσεις αριθμού χρηστών και αριθμού εκτελέσεων, πετυχαίνουμε 100% συνδεσιμότητα χρηστών προς κάποιο σταθμό βάσης, από τη στιγμή που υπάρχουν οι διαθέσιμοι πόροι για να εξυπηρετηθούν. Επίσης, πετυχαίνεται μεγαλύτερη διασπορά των χρηστών στα macrocells συγκριτικά με την

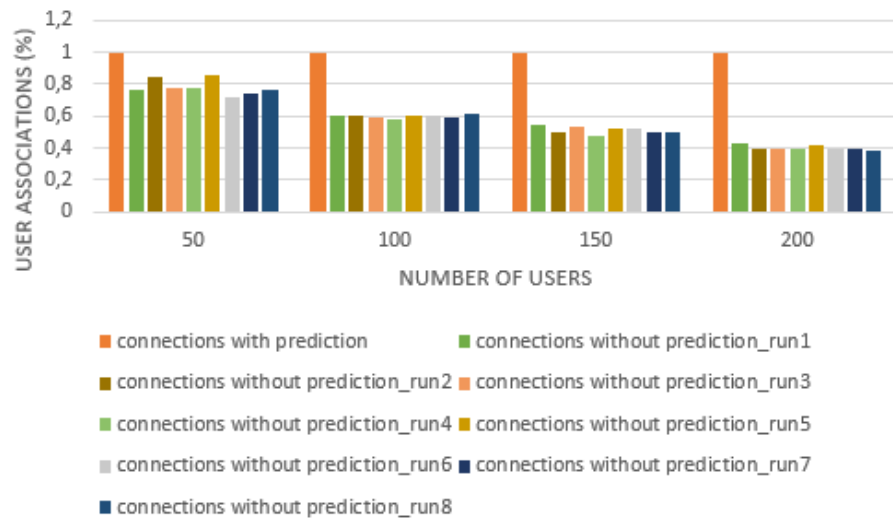
πρώτη περίπτωση, καθώς τώρα μπορούν να διασπείρονται και σε 7 με 8 macrocells. Έτσι, και με τους δύο μηχανισμούς όσον αφορά το κομμάτι της κάλυψης των χρηστών έχουμε σχεδόν τα ίδια αποτελέσματα. Στις παρακάτω εικόνες φαίνονται τα αντίστοιχα ποσοστά της συνδεσιμότητας σε % με το δεύτερο μηχανισμό.



Εικόνα 25: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=2



Εικόνα 26: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για num_runs=5



Εικόνα 27: Ποσοστά (%) επιτυχημένων συνδέσεων για $num_runs=8$

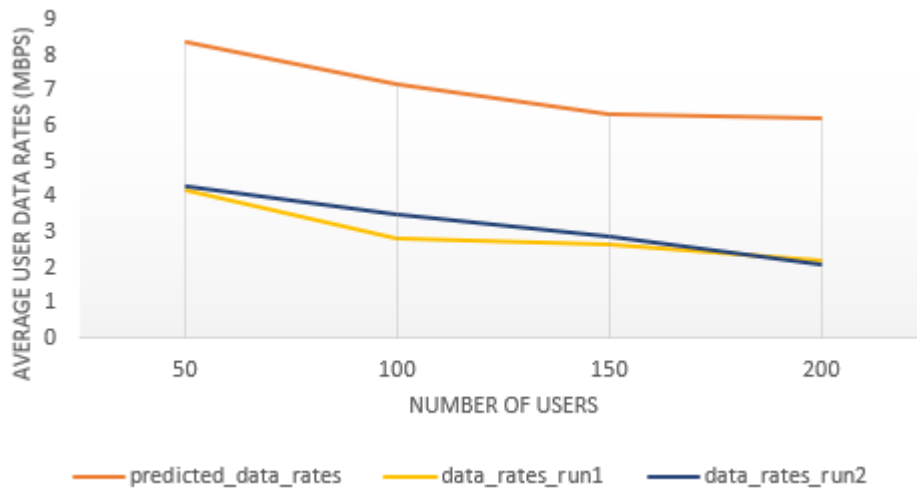
4.6.2 Ταχύτητες στις τερματικές συσκευές

Όσον αφορά τις ταχύτητες στις συσκευές, δηλαδή το ρυθμό μετάδοσης δεδομένων, όπως έχουμε δει στην εξίσωση (7), για να υπολογιστούν απαιτείται η γνώση του SINR. Έτσι, όσο μεγαλύτερη η τιμή του SINR, τόσο υψηλότερες θα είναι οι ταχύτητες στις συσκευές των χρηστών. Οι σύνδεσεις συσκευών-σταθμών βάσης πραγματοποιούνται με βάση το μικρότερο PL, δηλαδή τις λιγότερες απώλειες ισχύος στο σήμα μετάδοσης λόγω παρεμβολών και όταν οι χρήστες είναι λίγοι οι ταχύτητες είναι περίπου στα 5 Mbps. Καθώς αυξάνονται οι χρήστες του δικτύου όμως και ο αριθμός των εκτελέσεων (num_runs), όπως είναι λογικό οι ταχύτητες μειώνονται. Στο σημείο αυτό, να αναφέρουμε ότι όλοι οι έλεγχοι για τη σύνδεση συσκευής-σταθμού περιέχουν την ελάχιστη απόσταση, ώστε η τιμή του PL να είναι μικρή. Αρα, όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση ενός σταθμού βάσης από μια συσκευή, τόσο μεγαλύτερη είναι η τιμή του PL από την εξίσωση (4),

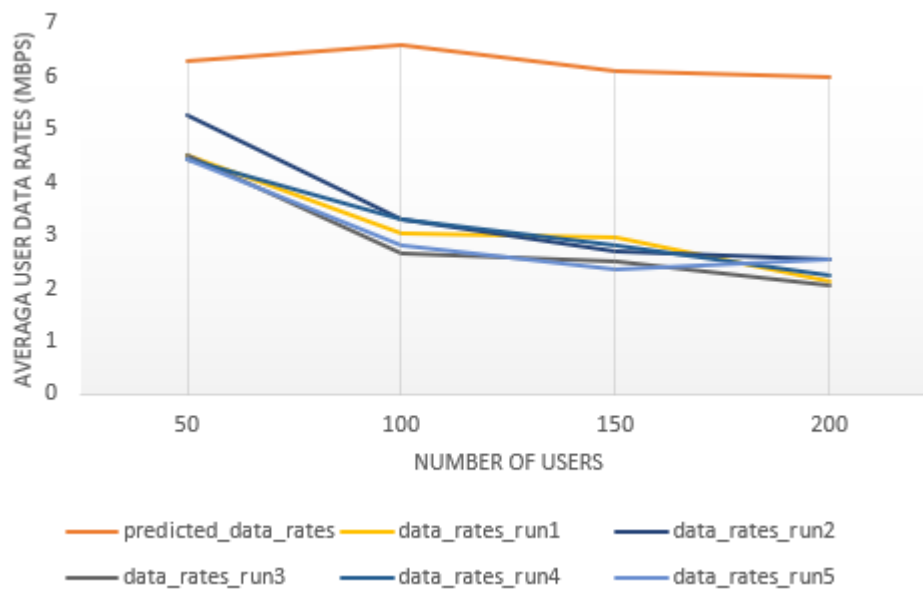
επομένως έχουμε και ελάττωση της τιμής του SINR, αφού μειώνεται και η τιμή του Channel Gain . Άρα, με αυτόν τον τρόπο οι ταχύτητες μειώνονται.

Όμως, με τον **πρώτο** μηχανισμό πρόβλεψης που υπολογίζει σε ποσοστά την πιθανότητα εμφάνισης των χρηστών στα macrocells με αρχική γνώση των συγκεντρώσεων σε αυτά, και μοιράζει ανάλογα τους πόρους, με βάση την κάθε εκτέλεση, όπως είναι λογικό πετυχαίνουμε πολύ καλύτερες ταχύτητες συγκριτικά με πριν. Αυτό, διότι οι συσκευές που έχουν συνδεθεί έχουν το ελάχιστο PL και είναι εντός της εμβέλειας του macrocell, στο οποίο το σταθμό βάσης συνδέθηκαν και έχουν σταλεί περισσότεροι πόροι του δικτύου σε αυτό. Έτσι, όταν οι χρήστες είναι 50, οι μέσες ταχύτητες είναι κοντά στα 8,5 Mbps και στη συνέχεια ελαττώνονται, αλλά σταδιακά, μέχρι τα 6 Mbps. Καθώς ο αριθμός των εκτελέσεων αυξάνεται (*num_runs*), σημαίνει ότι οι χρήστες προβλέπεται ότι θα συγκεντρωθούν σε λίγα macrocells και όχι διάσπαρτα, με αποτέλεσμα να μειώνονται οι τιμές των ταχυτήτων αλλά και πάλι να είναι μεγαλύτερες από αυτές που είχαμε όταν δεν είχε εφαρμοστεί η πρόβλεψη. Σε κάθε περίπτωση, με τη χρήση του μηχανισμού αυτού, οι προβλεπόμενες ταχύτητες είναι αρκετά υψηλότερες.

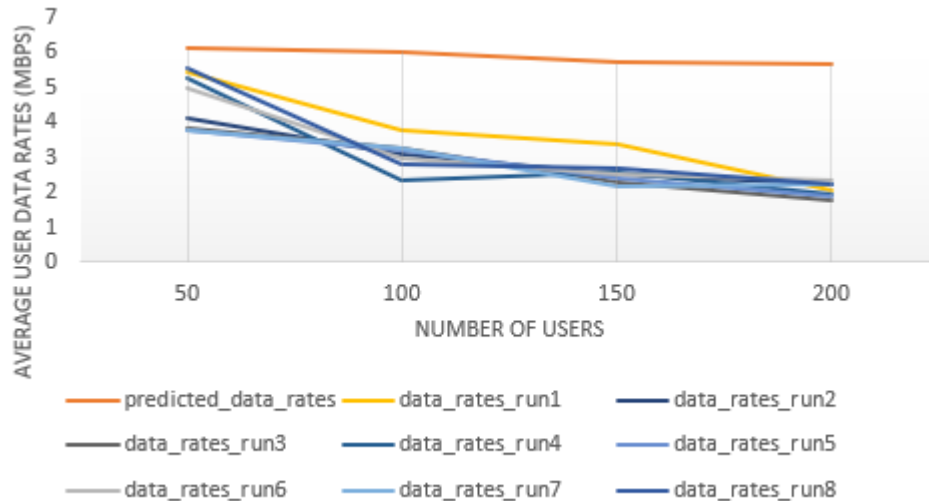
Τα προαναφερθέντα, συνοψίζονται στις εικόνες 28, 29 και 30 με αριθμό εκτελέσεων της προσομοίωσης 2, 5 και 8 αντίστοιχα για τον πρώτο μηχανισμό πρόβλεψης.



Εικόνα 28: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=2



Εικόνα 29: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=5

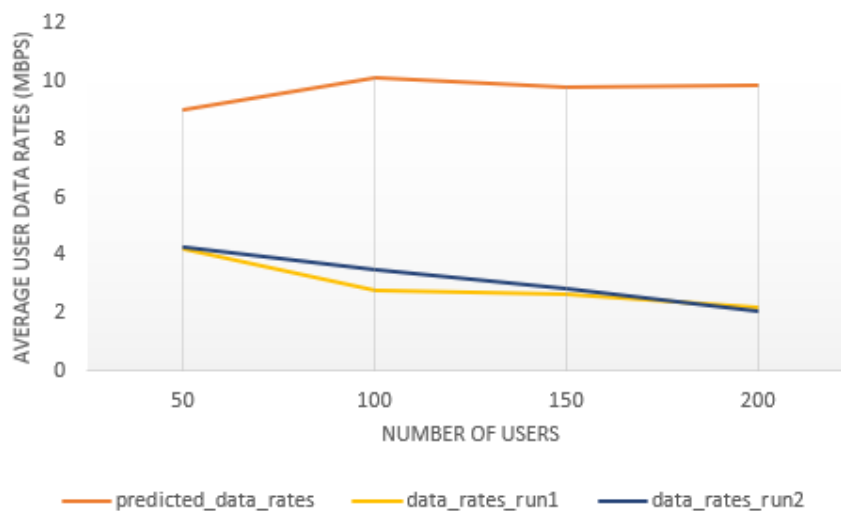


Εικόνα 30: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=8

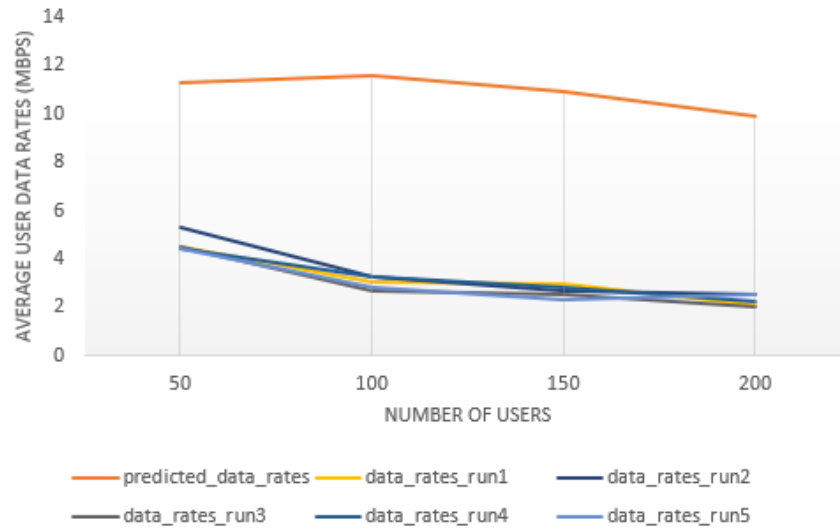
Στο **δεύτερο μηχανισμό** πρόβλεψης, θέλουμε να πετύχουμε πάλι καλύτερους ρυθμούς μετάδοσης από την περίπτωση χωρίς πρόβλεψη. Οι αρχικές ταχύτητες των χρηστών είναι ίδιες με αυτές που αναφέραμε νωρίτερα, όμως οι μέσες ταχύτητες με βάση την πρόβλεψη, όχι μόνο είναι καλύτερες από τις ταχύτητες των χρηστών στην κανονική περίπτωση, αλλά και πολύ μεγαλύτερες από αυτές που υπολογίστηκαν με τον πρώτο μηχανισμό πρόβλεψης. Δηλαδή για μικρό αριθμό num_runs οι μέσες ταχύτητες είναι περίπου 8-10 Mbps, ενώ όσο αυξάνεται ο αριθμός του num_runs ξεκινάει από 11 και φτάνει μέχρι τα 9-10 Mbps. Έτσι, συμπεραίνουμε ότι υπάρχει σημαντική βελτίωση των μέσων ταχυτήτων των χρηστών με το δεύτερο μηχανισμό, που αρχικά υπολογίζει τις προβλεπόμενες συγκεντρώσεις των χρηστών στα macrocells και μετά αντιστοιχεί τις προβλέψεις των θέσεων (x,y) στους σταθμούς βάσης των macrocells αυτών. Αυτό συμβαίνει, γιατί υπάρχει καλύτερη διασπορά των προβλεπόμενων θέσεων των χρηστών και αφού όλες αυτές οι θέσεις είναι εντός της ακτίνας του macrocell που ανήκουν, το PL είναι μικρό, με αποτέλεσμα να αυξάνεται το SINR και άρα και οι ρυθμοί μετάδοσης

(ταχύτητες). Επίσης, λόγω αυτής της διασποράς, συμπεραίνουμε ότι αντί να είναι πολλοί χρήστες σε συγκεκριμένα macrocells, συγκεντρώνονται λιγότεροι σε πολλά. Έτσι, οι ταχύτητες που ζητούν οι χρήστες αυτοί, αφού σε κάθε macrocell δεν είναι πολλοί, αυξάνονται.

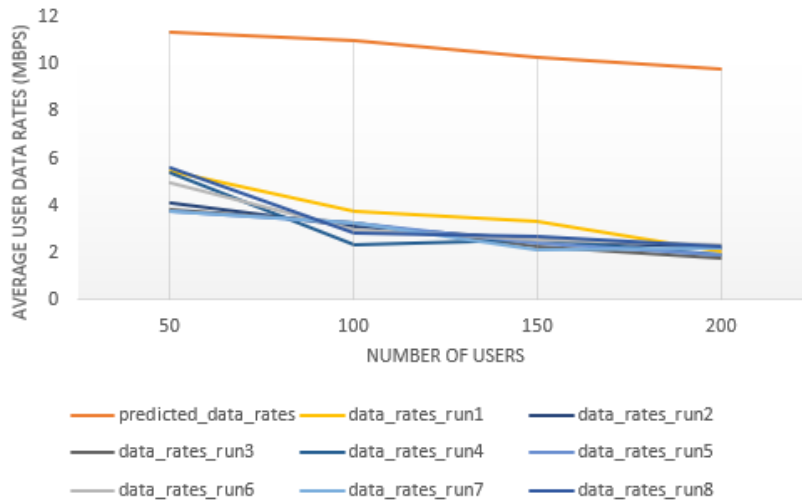
Τα προαναφερθέντα φαίνονται στις εικόνες 31, 32 και 33 με αριθμό εκτελέσεων της προσομοίωσης 2, 5 και 8 αντίστοιχα για τον δεύτερο μηχανισμό πρόβλεψης.



Εικόνα 31: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=2



Εικόνα 32: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=5



Εικόνα 33: Μέση ταχύτητα χρηστών για num_runs=8

Κεφάλαιο 5

Επίλογος

5.1 Εισαγωγή

Το 5G αναπτύσσεται γρήγορα και προορίζεται να γίνει αναπόσπαστο κομμάτι της καθημερινότητας μας. Βασίζεται σε πρωτότυπα πρωτόκολλα και πρότυπα και θα προσφέρει μια τεράστια ποικιλία βελτιωμένων υπηρεσιών στους καταναλωτές. Έτσι, καθίσταται απαραίτητο να μελετηθεί σε βάθος, ώστε να μπορούμε να εκμεταλλευτούμε αυτά τα πλεονεκτήματα που προσφέρει αλλά και να εξετάσουμε αποδοτικούς τρόπους ενσωμάτωσής του στις ήδη υπάρχουσες δικτυακές υποδομές. Σημαντικό ρόλο σε αυτό, διαδραματίζει και η Μηχανική Μάθηση, που είναι ένα συνεχώς αναπτυσσόμενο τμήμα της Τεχνητής Νοημοσύνης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε τηλεπικοινωνιακά ζητήματα και ειδικότερα στο 5G, ώστε να βελτιωθεί η απόδοση του δικτύου. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους μπορεί να φανεί χρήσιμη η Μηχανική Μάθηση στα 5G δίκτυα και ένας από αυτούς είναι οι προβλέψεις που μπορούν να πραγματοποιηθούν μέσω αυτής.

Στα πλαίσια όσων αναφέραμε νωρίτερα, η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει την περίπτωση ενός υπερ-πυκνού 5G δικτύου και παρουσιάζει έναν αποδοτικό τρόπο σύνδεσης χρηστών-σταθμών βάσης ως προς τη διαχείριση των συχνοτικών πόρων του δικτύου και της εξυπηρέτησης των χρηστών, με σκοπό να ικανοποιούνται οι ανάγκες τους σε ταχύτητες. Σε συνδυασμό με αυτό, ενσωματώθηκε και η Μηχανική

Μάθηση με την υλοποίηση δύο μηχανισμών πρόβλεψης Monte Carlo, με σκοπό τον αποδοτικότερο και δυναμικό διαμοιρασμό των πόρων στο δίκτυο και την αύξηση των ταχυτήτων των χρηστών, συγκριτικά με την περίπτωση που δε χρησιμοποιείται πρόβλεψη. Ουσιαστικά, σκοπός της διπλωματικής είναι να εξετάσει αν μέσω της πρόβλεψης, πετυχαίνεται μεγαλύτερη συνδεσιμότητα χρηστών-σταθμών βάσης και αύξηση των ταχυτήτων των χρηστών του 5G δικτύου.

Ο αλγόριθμος εξομοίωσης του δικτύου και της κατανομής των χρηστών στο δίκτυο χρειάζεται ως δεδομένα εισόδου τις ανάγκες των χρηστών σε πόρους, το $SINR$ μεταξύ σταθμών βάσης και συσκευής και το PL , που είναι η απώλεια ισχύος του σήματος λόγω των παρεμβολών. Από όλους τους χρήστες που θέλουν να συνδεθούν στο δίκτυο, επιλέγεται αυτός που έχει τις λιγότερες ανάγκες σε πόρους, που η απόσταση του από το σταθμό βάσης του macrocell που θέλει να συνδεθεί είναι μικρότερη της ακτίνας του και επίσης που έχει τη μικρότερη τιμή του PL με το σταθμό, δηλαδή καλύτερη ποιότητα σήματος. Αν ο σταθμός στον οποίο επιχειρεί να συνδεθεί ο χρήστης δεν έχει διαθέσιμους πόρους, τότε επαναληπτικά ο αλγόριθμος θα προσπαθήσει να βρει τον αμέσως επόμενο σταθμό με το μικρότερο PL . Επίσης, να αναφέρουμε ότι οι απαιτήσεις των χρηστών σε συχνοτικούς πόρους (RBs) στρογγυλοποιούνται προς τον επόμενο ακέραιο και έτσι προσφέρεται η δυνατότητα μια συσκευή να λάβει περισσότερα RBs από όσα χρειάζεται.

Όσον αφορά τους μηχανισμούς πρόβλεψης, τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν μετά από πολλές προσομοιώσεις του συστήματος, δηλαδή είναι *simulated data*. Και οι δύο μηχανισμοί υλοποιούνται με τη μέθοδο Monte Carlo με προσομοιωμένα δεδομένα εισόδου, που είναι οι συντεταγμένες (x,y) των χρηστών του δικτύου. Σημαντικό ρόλο στο συνολικό μηχανισμό μας παίζει και ο αριθμός εκτελέσεων (num_runs). Τα

num_runs είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους και δημιουργούνται με συνθήκες τυχειότητας δεδομένης του τρόπου τοποθέτησης των χρηστών στο δίκτυο. Έτσι, έχουμε πολλές εκτελέσεις για να έχουμε επαρκές δείγμα συντεταγμένων, ώστε να γίνει καλή πρόβλεψη των χρηστών στα macrocells. Ακόμα, οι πόροι του δικτύου διακρίνονται σε δεσμευμένους και μη δεσμευμένους, όπου οι πρώτοι ανάλογα με κάποιο ποσοστό υπάρχουν ήδη στους σταθμούς βάσης ισόνομα και οι υπόλοιποι διαμοιράζονται μη ισόνομα στα macrocells, που προβλέπεται ότι θα υπάρχει περισσότερη κίνηση.

Ο πρώτος μηχανισμός πρόβλεψης υπολογίζει αρχικά τις προβλεπόμενες θέσεις (x,y) των χρηστών με βάση τις πραγματικές τους συντεταγμένες (x,y) που περιέχει το σύνολο δεδομένων που παράχθηκε num_runs φορές. Ύστερα, βρίσκει σε ποσοστό την προβλεπόμενη συγκέντρωση των χρηστών και ανάλογα με αυτή διαμοιράζονται δυναμικά οι μη δεσμευμένοι πόροι προς τους σταθμούς βάσης των macrocells, που προβλέπεται ότι θα έχουν περισσότερη κίνηση.

Ο δεύτερος μηχανισμός πρόβλεψης υπολογίζει αρχικά τις συγκεντρώσεις των χρηστών με βάση τις πραγματικές συντεταγμένες και ύστερα βρίσκει την προβλεπόμενη συγκέντρωση των χρηστών σε ποσοστά. Στη συνέχεια, αντιστοιχεί στα macrocells που έχουν την περισσότερη συγκέντρωση τους χρήστες και αυτές είναι οι προβλεπόμενες θέσεις τους (x,y) . Έπειτα, οι πόροι διαμοιράζονται όπως και στον πρώτο τρόπο.

Οι δύο αυτοί μηχανισμοί οδηγούν σε σχεδόν 100% συνδεσιμότητα χρηστών σε σταθμούς βάσης και παρέχουν πολύ μεγαλύτερες μέσες ταχύτητες χρηστών (διπλάσια και παραπάνω) σε σχέση με την περίπτωση χωρίς πρόβλεψη. Ο δεύτερος τρόπος όμως κάνει καλύτερη κατανομή των χρηστών στο δίκτυο μετά την πρόβλεψη και είναι περισσότερο αποδοτικός από τον πρώτο στο θέμα των ταχυτήτων. Πιο συγκεκριμένα, μέσω του

πρώτου μηχανισμού οι μέσες ταχύτητες έχουν συνολικά μέγιστη τιμή τα 7,5 Mbps, ενώ μέσω του δεύτερου φτάνουν μέχρι και τα 11,5 Mbps. Έτσι, όπως φαίνεται και στα διαγράμματα πιο πάνω, υπάρχει πλήρης διατήρηση του QoS, αφού όλοι χρήστες αποκτούν ταχύτητες που απαιτούν από το υπερ-πυκνό δίκτυο 5G.

5.2 Μελλοντικές εργασίες

Στο παρόν υποκεφάλαιο, θα προτείνουμε κάποιες μελλοντικές μελέτες, που μπορούν να επεκτείνουν την παρούσα διπλωματική εργασία. Στην εργασία αυτή, δεν λήφθηκε υπόψιν η κίνηση του χρήστη κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης, καθώς δεν κινούνταν. Σε ένα πιο ρεαλιστικό σενάριο, οι χρήστες θα μπορούσαν να κινούνται κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης και έτσι η διαδικασία πρόβλεψης του πού θα κατευθυνθεί θα ήταν σαφώς δυσκολότερη.

Επιπρόσθετα, μια πιθανή μελλοντική εργασία θα μπορούσε να λάβει υπόψιν της ένα ρεαλιστικό σύνολο δεδομένων (dataset), που θα προέρχεται από θέσεις χρηστών του πραγματικού κόσμου, σε αντίθεση με την περίπτωσή μας που το σύνολο δεδομένων είναι έπειτα από πολλές προσομοιώσεις. Με αυτόν τον τρόπο, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για την πρόβλεψη κλασικές τεχνικές Μηχανικής Μάθησης, όπως η ομαδοποίηση (*clustering*) και η κατηγοριοποίηση (*classification*) και έτσι και πιο κλασικοί τρόποι πρόβλεψης όπως π.χ ο k-means, τα δέντρα απόφασης και τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτό θα έχει ως αποτέλεσμα, κατά πάσα πιθανότητα οι προβλέψεις να είναι περισσότεροι ακριβείς.

Τέλος, η παρούσα εργασία θα μπορούσε να επεκταθεί με την ενσωμάτωση τεχνολογίας MIMO, που είναι αρκετά χρήσιμη λόγω της τεχνολογίας της και μέσω αυτής θα μπορούσαν να αυξηθούν οι ρυθμοί μετάδοσης δεδομένων προς τους χρήστες.

Κεφάλαιο 6

Βιβλιογραφία

- [1] <https://www.brainbridge.be/news/from-1g-to-5g-a-brief-history-of-the-evolution-of-mobile-standards>
- [2] <http://net-informations.com/q/diff/generations.html>
- [3] <https://en.wikipedia.org/wiki/1G>
- [4] <https://en.wikipedia.org/wiki/2G>
- [5] <https://en.wikipedia.org/wiki/3G>
- [6] <https://en.wikipedia.org/wiki/4G>
- [7] https://en.wikipedia.org/wiki/Cellular_network
- [8] <https://www.online-sciences.com/technology/1g-mobile-phones-features-uses-advantages-and-disadvantages/>
- [9] <https://www.online-sciences.com/technology/2g-technology-uses-features-advantages-and-disadvantages/>
- [10] <https://www.online-sciences.com/technology/3g-technology-third-generation-technology-advantages-and-disadvantages/>
- [11] <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1252799>
- [12] https://en.wikipedia.org/wiki/Code-division_multiple_access
- [13] https://en.wikipedia.org/wiki/Time-division_multiple_access
- [14] http://telematics.upatras.gr/telematics/system/files/bouras_site/lectures//11_4_G_5G_1.pdf?language=el
- [15] http://telematics.upatras.gr/telematics/system/files/bouras_site/lectures//12_4_G_5G_2.pdf?language=el
- [16] <https://en.wikipedia.org/wiki/5G>
- [17] <https://www.pcmag.com/news/what-is-5g>

- [18] <http://www.emfexplained.info/?ID=25916>
- [19] <https://www.viavisolutions.com/en-us/5g-architecture>
- [20] <https://www.mediatek.com/blog/5g-what-are-embb-urllc-and-mmtc>
- [21] <https://5g.co.uk/guides/what-is-enhanced-mobile-broadband-embb/>
- [22] <https://www.sdxcentral.com/5g/definitions/5g-nfv/>
- [23] <https://www.smallcellforum.org/what-is-a-small-cell/>
- [24] <https://en.wikipedia.org/wiki/Beamforming>
- [25] <https://www.bbc.com/news/world-europe-48616174>
- [26] https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning
- [27] M. E. Morocho-Cayamcela, H. Le, W. Lim, "Machine Learning for 5G/B5G Mobile and Wireless Communications: Potential, Limitations, and Future Directions", pp. 137184-137206, 2019.
- [28] <https://www.technologyreview.com/2018/11/17/103781/what-is-machine-learning-we-drew-you-another-flowchart/>
- [29] <https://machinelearningmastery.com/basic-concepts-in-machine-learning/>
- [30] <https://www.geeksforgeeks.org/underfitting-and-overfitting-in-machine-learning/>
- [31] <https://www.geeksforgeeks.org/what-is-reinforcement-learning/>
- [32] https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised_learning
- [33] https://en.wikipedia.org/wiki/Unsupervised_learning
- [34] https://en.wikipedia.org/wiki/Statistical_classification
- [35] https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network
- [36] https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine
- [37] <https://www.fintechnews.org/machine-learning-will-transform-the-banking-sector/>
- [38] <https://searchnetworking.techtarget.com/answer/What-is-the-role-of-machine-learning-in-networking>
- [39] <https://emerj.com/ai-sector-overviews/machine-learning-in-pharmamedicine>

- [40] A. M. Ghaleb, A. M. Mansoor, and R. Ahmad, "An Energy-Efficient User-Centric Approach High-Capacity 5G Heterogeneous Cellular Networks", *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 9(1), pp. 405-411, 2018.
- [41] A. Mesodiakaki, F. Adelantado, A. Antonopoulos, L. Alonso, and C. Verikoukis, "Energy and spectrum efficient user association in 5G heterogeneous networks", in *Proc. IEEE 27th Annu. Int. Symp. Pers., Indoor, Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, pp.1-6, 2016.
- [42] https://en.wikipedia.org/wiki/Orthogonal_frequency_division_multiple_access
- [43] C. Bouras, V. Kokkinos, E. Michos, "Resource-Efficient Decoupling in Ultra-Dense 5G Networks", in *International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC)*, 2019.
- [44] LTE; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Radio Frequency (RF) requirements for LTE Pico Node B (3GPP TR 36.931 version 13.0.0 Release 13)
- [45] 3GPP.: 3GPP TS 38.104, v15.1.0, Base Station (BS) radio transmission and reception. Release 15 (2018)
- [46] <https://brilliant.org/wiki/markov-chains/>
- [47] <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/markov-chain>
- [48] https://en.wikipedia.org/wiki/Monte_Carlo_method#Engineering
- [49] <https://www.investopedia.com/terms/m/montecarlosimulation.asp>
- [50] https://www.researchgate.net/figure/A-topology-of-a-cellular-network_fig2_263316201
- [51] <https://www.online-sciences.com/technology/1g-mobile-phones-features-uses-advantages-and-disadvantages/>
- [52] <https://en.wikipedia.org/wiki/GSM>
- [53] <https://medium.com/@sarpkoksal/core-network-evolution-3g-vs-4g-vs-5g-7738267503c7>
- [54] <https://www.slideshare.net/hanie786/a-comparative-study-of-wimax-and-lte>

- [55] <https://www.digi.com/blog/post/what-is-5g-part-1-evolution-and-the-next-generatio>
- [56] <http://www.dolphmicrowave.com/news/%E3%80%905g%E3%80%915g-spectrum-range-of-3gpp-protocol/>
- [57] <https://broadbandlibrary.com/5g-low-latency-requirements/>
- [58] <https://www.rfwireless-world.com/Terminology/5G-eMBB-vs-mMTC-vs-URLLC.html>
- [59]
https://en.wikipedia.org/wiki/Small_cell#/media/File:Small_Cell_by_Samsung.jpg
- [60]
https://en.wikipedia.org/wiki/Small_cell#/media/File:Small_Cell_by_Samsung.jpg
- [61] <https://www.infineon.com/cms/en/discoveries/mobile-communication-5g/>
- [62] <https://mc.ai/understanding-supervised-unsupervised-and-reinforcement-learning/>
- [63] <https://medium.com/@aditi22prerna/unsupervised-learning-a24caf362e79>
- [64] <https://www.kdnuggets.com/2018/03/5-things-reinforcement-learning.html>
- [65] <https://www.geeksforgeeks.org/decision-tree/>
- [66] <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>
- [67] https://www.researchgate.net/figure/a-The-building-block-of-deep-neural-networks-artificial-neuron-or-node-Each-input-x_fig1_312205163
- [68] <https://towardsdatascience.com/machine-learning-fundamentals-ii-neural-networks-f1e7b2cb3eef>
- [69] C.Zhang, P. Patras, H. Haddadi, "Deep Learning in Mobile and Wireless Networking: A Survey", IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019.

[70] M. Chan, U. Chalitta, W. Saad, C. Yin, M. Debbah, "Artificial Neural Networks-Based Machine Learning for Wireless Networks: A Tutorial", *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017.

[71] Z. Chen, Q. Yan, H. Han, S. Whang, L. Peng, L. Wang, B. Yang, "Machine Learning Based Mobile Malware Detection Using Highly Imbalanced Network Traffic", *Information Sciences*, pp. 1-22, 2017.

[72] G. H. Sim, S. Klos, A. Asadi, A. Klein, M. Hollick, "An Online Context-Aware Machine Learning Algorithm for 5G mmWave Vehicular Communications", *IEEE/ACM Transactions on Networking*, pp. 99-113, 2018.