



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για ταξινόμηση
χρηστών σε υπερπυκνά 5G δίκτυα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΚΑΛΟΓΕΡΟΠΟΥΛΟΥ ΡΑΦΑΗΛ

Επιβλέπων: Χρήστος Ι. Μπούρας

Πατρα, Νοέμβριος 2020



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για ταξινόμηση χρηστών σε υπερπυκνά 5G δίκτυα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΚΑΛΟΓΕΡΟΠΟΥΛΟΥ ΡΑΦΑΗΛ

Επιβλέπων: Χρήστος Ι. Μπούρας

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 2020.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Χρήστος Ι. Μπούρας
Καθηγητής

.....
Κυριάκος Βλάχος
Αναπληρωτής Καθηγητής

.....
Ιωάννης Γαροφαλάκης
Καθηγητής

Πατρα, Νοέμβριος 2020



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Copyright ©–All rights reserved Καλογερόπουλος Ραφαήλ, 2020.

Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα.

Το περιεχόμενο αυτής της εργασίας δεν απηχεί απαραίτητα τις απόψεις του Τμήματος, του Επιβλέποντα, ή της επιτροπής που την ενέκρινε.

Υπεύθυνη Δήλωση

Βεβαιώνω ότι είμαι συγγραφέας αυτής της πτυχιακής εργασίας, και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην πτυχιακή εργασία. Επίσης έχω αναφέρει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η πτυχιακή εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά ειδικά για τις απαιτήσεις του μεταπτυχιακού προγράμματος σπουδών -Υπολογιστική Δεδομένων και Αποφάσεων- του τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Πατρών.

(Υπογραφή)

.....

Καλογερόπουλος Ραφαήλ

Περίληψη

Τα σύγχρονα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας, αποτελούνται από μία πληθώρα διαφορετικών συσκευών με διαφορετικές ικανότητες και απαιτήσεις. Ειδικότερα με την άνοδο του Internet of Things, το πλήθος συσκευών που απαρτίζουν ένα δίκτυο αναμένεται να αυξηθεί δραματικά και να εμπλουτισθεί με νέες συσκευές. Αυτή η ραγδαία αύξηση στο αναμενόμενο πλήθος διασυνδεδεμένων συσκευών κάνει επιτακτική την ανάγκη αποδοτικής διαχείρισης των διαθέσιμων πόρων των δικτύων. Για να είναι εφικτή η ικανοποίηση ενός ικανοποιητικού ποσοστού χρηστών, πρέπει τόσο η δομή τους, όσο και οι τεχνολογίες που αξιοποιούν τα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας να μπορούν να ανταποκριθούν στον αναμενόμενο όγκο χρηστών και στις απαιτήσεις τους. Η Μηχανική Μάθηση έχει ήδη αξιοποιηθεί σε πολλούς τομείς και η εφαρμογή της στα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας αναμένεται να ενισχύσει σημαντικά τις δυνατότητες των δικτύων να αντεπεξέλθουν σε αυτές τις απαιτήσεις.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ενσωμάτωση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης στα δίκτυα κινητής τηλεπικοινωνίας 5ης γενιάς και η παραγωγή μηχανισμών που θα επιτρέπουν την αποδοτικότερη αξιοποίηση των πόρων του δικτύου. Συνδυάζοντας την Μηχανική Μάθηση με τους υπάρχοντες μηχανισμούς, αναμένουμε την εξάλειψη των περιορισμών που αντιμετωπίζουν αυτοί οι μηχανισμοί αλλά και τη δημιουργία νέων μηχανισμών αλλά και δυνατοτήτων για τα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας.

Λέξεις Κλειδιά

δίκτυα, Μηχανική μάθηση, δικτυακοί πόροι, ταξινόμηση, μηχανισμοί, αποδοτικότητα

Abstract

A modern cellular network, consists of various devices with different capabilities and requirements. Especially with the rise of Internet of Things, the set of devices that constitute a network is expected to dramatically increase and be enriched with new types of devices. This rapid increase of the expected volume of interconnected devices calls for the most efficient management possible of the network's resources. In order for networks to be able to satisfy an acceptable percentage of users, both their infrastructure and the utilized technologies, should be able to correspond to the expected volume of users and their requirements. Machine Learning has already been used in many scientific fields and its introduction in cellular networks is believed to massively increase their abilities.

This diploma thesis aims to integrate Machine Learning techniques in 5G cellular networks and produce mechanisms that allow for the most efficient utilization of the network's resources. By introducing Machine Learning into existing network mechanisms, we expect to minimize the limitations of these mechanisms but also create new mechanisms for cellular networks, that will undoubtedly give them new possibilities.

Keywords

networks, Machine Learning, resources, allocation, mechanisms, efficiency

«Δεν αφηγήθηκα ούτε τα μισά από όσα είδα»

- Μάρκο Πόλο

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Χρήστο Ι. Μπούρα για την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας και για την ευκαιρία που μου έδωσε να την εκπονήσω στο εργαστήριο Κατανεμημένων Συστημάτων και Τηλεματικής. Είμαι ιδιαίτερα ευγνώμων για την καθοδήγησή του και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την καθοδήγηση και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια αλλά και όλους όσους με βοήθησαν να παραστήσω τις ιδέες μου όσο το δυνατόν πιο παραστατικά και επιστημονικώς ορθά γίνεται.

Περιεχόμενα

Περίληψη	i
Abstract	iii
Ευχαριστίες	vii
Περιεχόμενα	x
Κατάλογος Σχημάτων	xii
Κατάλογος Πινάκων	xiii
1 Εισαγωγή	1
1.1 Στόχοι της Διπλωματικής Εργασίας	2
1.2 Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας	2
1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας	3
2 Ιστορική αναδρομή	5
2.1 Πρώτη γενιά δικτύων (1G)	5
2.1.1 Ιστορική αναδρομή πρώτης γενιάς	6
2.1.2 Συστήματα που υποστήριζαν την πρώτη γενιά δικτύων	6
2.2 Δεύτερη γενιά δικτύων (2G)	7
2.2.1 Ιστορική αναδρομή δεύτερης γενιάς	8
2.3 Τρίτη γενιά δικτύων (3G)	9
2.3.1 Ιστορική αναδρομή τρίτης γενιάς	10
2.3.2 Σημασία της τρίτης γενιάς δικτύων	11
2.4 Τέταρτη γενιά δικτύων (4G)	11
2.4.1 Σημασία της τέταρτης γενιάς δικτύων	13
3 Δίκτυα πέμπτης γενιάς	15
3.1 Εισαγωγή	15
3.2 Πώς προκύπτουν τα νέα πρότυπα για τα δίκτυα πέμπτης γενιάς:	16
3.2.1 Περιπτώσεις χρήσης δικτύων πέμπτης γενιάς	18

3.3	Ιστορική αναδρομή	20
3.4	Υποδομές δικτύων	23
3.4.1	Σταθμοί βάσης	23
3.5	Διαχωρισμός κατευθύνσεων Downlink και Uplink	25
4	Machine Learning	29
4.1	Εισαγωγή κεφαλαίου	29
4.2	Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση	30
4.2.1	Supervised learning	32
4.2.2	Unsupervised learning	33
4.2.3	Semi -supervised learning	33
4.2.4	Reinforced learning	34
4.3	Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης	34
5	Περιγραφή μηχανισμού	39
5.1	Εισαγωγή	39
5.2	Δικτυακό μοντέλο	40
5.3	Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης	42
5.3.1	Decision Trees	42
5.3.2	Clustering	43
5.3.3	Linear Regression	46
5.3.4	Polynomial Regression	47
5.4	Μηχανισμοί που προτείνουμε	48
5.4.1	Μηχανισμός πρόβλεψης αντιστοίχισης χρηστών σε σταθμούς βάσης	48
5.4.2	Μηχανισμός πρόβλεψης βέλτιστων θέσεων τοποθέτησης Smallcell σταθμών βάσης	49
5.4.3	Μηχανισμός εκτίμησης κίνησης χρηστών στο δίκτυο	50
5.5	Περιβάλλον και παράμετροι προσομοίωσης	50
6	Αποτελέσματα	59
6.1	Αποτελέσματα μηχανισμού πρόβλεψης αντιστοίχισης χρηστών σε σταθμούς βάσης	59
6.2	Αποτελέσματα μηχανισμού πρόβλεψης βέλτιστων θέσεων τοποθέτησης Smallcell σταθμών βάσης	64
6.3	Αποτελέσματα μηχανισμού εκτίμησης κίνησης χρηστών στο δίκτυο	67
6.4	Συνολικά συμπεράσματα	70
7	Επίλογος	73
7.1	Συμπεράσματα	73
7.2	Μελλοντικές Επεκτάσεις	74

Κατάλογος Σχημάτων

3.1	Σύγκριση του IMT-Advanced και του IMT-2020 [35]	17
3.2	Περιπτώσεις χρήσης IMT-2020 [35]	19
3.3	Χρονοδιάγραμμα διαμόρφωσης χαρακτηριστικών της πέμπτης γενιάς δικτύων	20
3.4	Σύγκριση του 4G και του 5G [36]	21
3.5	Φασματικό εύρος πέμπτης γενιάς δικτύων [4]	22
3.6	Downlink Uplink Decoupling [17]	26
4.1	Ανάλυση τεχνητής νοημοσύνης [41]	31
4.2	Μηχανική Μάθηση [64]	32
4.3	Πρόβλεψη κίνησης [6]	36
4.4	Αποφυγή συμφόρησης [68]	38
5.1	Decision Tree [23]	42
5.2	Clustering - πηγή [9]	47
5.3	Πολυωνυμική αναδρομή - [31]	48
5.4	Το δίκτυο της προσομοίωσης μας	51
5.5	Αρχική θέση χρηστών στο δίκτυο	52
5.6	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το δεύτερο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	53
5.7	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το τρίτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	53
5.8	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το τέταρτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	54
5.9	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το πέμπτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	54
5.10	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το έκτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	55
5.11	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το έβδομο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	55
5.12	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το όγδοο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	56
5.13	Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το ένατο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου	56
5.14	Τελική θέση χρηστών στο δίκτυο	57
6.1	Παραχθείσα ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού	60
6.2	Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού ανά μέγεθος training dataset στην κατεύθυνση DL	61
6.3	Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού ανά μέγεθος training dataset στην κατεύθυνση UL	62
6.4	Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού για 1000 χρήστες	63

6.5	Δημιουργηθείσες συστάδες από 200 χρήστες	64
6.6	Ταξινόμηση χρηστών με τον προτεινόμενο μηχανισμό	65
6.7	Ταξινόμηση χρηστών με τον προτεινόμενο μηχανισμό, σχήμα Β	66
6.8	Πραγματικό μονοπάτι κίνησης χρηστών στο δίκτυο	67
6.9	Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Linear Regression)	68
6.10	Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Polynomial Regression) .	69
6.11	Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Linear/Polynomial Re- gression)	69

Κατάλογος Πινάκων

5.1	Παράμετροι προσομοίωσης	57
-----	-----------------------------------	----

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Από την απαρχή της ανθρωπότητας ήταν εμφανής η ανάγκη δημιουργίας δικτύων. Ο άνθρωπος ως καθαρά συλλογικό ον, έχει ανάγκη την επικοινωνία και τη συναναστροφή με άλλους ανθρώπους. Η ανάγκη για επιβίωση οδήγησε στην ανάπτυξη της επικοινωνίας και της συνεργασίας. Η ανάγκη για πρόοδο οδήγησε στη δημιουργία δικτύων. Αυτό ήταν και το μέσο που έκανε εφικτή την ανάπτυξη της κοινωνίας. Οι άνθρωποι δημιουργούσαν και συνεχίζουν να δημιουργούν δίκτυα για να καλύψουν τις ανάγκες τους στην επικοινωνία, στο εμπόριο και την οικονομία ακόμα και για την ανάπτυξη των καλών τεχνών. Έτσι η έννοια των δικτύων είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με το σύγχρονο τρόπο ζωής.

Σύμφωνα με τον επίσημο ορισμό [1] ως δίκτυο καθορίζεται ένα πολύπλοκο σύμπλεγμα από γραμμές ή αγωγούς που διασταυρώνονται με τρόπο που μοιάζει με δίκτυ (π.χ. οδικό δίκτυο, ηλεκτρικό δίκτυο και τηλεφωνικό δίκτυο). Ο ίδιος ορισμός αντικατοπτρίζει και την πραγματικότητα στα δίκτυα υπολογιστών και επικοινωνιών. Τα δίκτυα επικοινωνιών όμως κατάφεραν να διαφοροποιηθούν, να ηγηθούν των υπόλοιπων δικτύων και πλέον να αντιστοιχούν στην πρώτη σκέψη των ανθρώπων όταν μιλάμε για δίκτυα. Γιατί όμως συνέβη αυτό; Γιατί κυριάρχησαν στη ζωή των ανθρώπων; Πέρα από τον ουσιαστικό ρόλο που παίζει η επικοινωνία στη σύγχρονη εποχή, τα δίκτυα επικοινωνιών κατάφεραν να εξελιχθούν σε σχέση με τα υπόλοιπα δίκτυα και να προσφέρουν τις ίδιες δυνατότητες, ασύρματα.

Τα ασύρματα δίκτυα επικοινωνιών, είναι ένα δίκτυο υπολογιστών που προσφέρει ασύρματη μετάδοση δεδομένων μεταξύ των κόμβων του δικτύου. Σε αυτήν την περίπτωση ως φορείς πληροφορίας χρησιμοποιούνται τα ραδιοκύματα και τα δεδομένα μεταφέρονται μέσω ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων, με συχνότητα φέροντος που εξαρτάται κάθε φορά από τον ρυθμό μετάδοσης δεδομένων που απαιτείται να υποστηρίξει το δίκτυο. Οι κόμβοι ενός δικτύου χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τους αποστολείς δεδομένων και τους παραλήπτες δεδομένων. Ο προκάτοχος των κινητών δικτύων δημιουργήθηκε το 1946 στο St. Louis, Missouri [28], με την εφαρμογή του πρώτου συστήματος κινητής τηλεφωνίας, που αποτελούνταν από μία κεραία που εξυπηρετούσε τους διαθέσιμους συνδρομητές μέσω των διαθέσιμων καναλιών. Με την αύξηση του αριθμού των χρηστών, επήλθε και η ανάγκη προσαρμογής στο σύστημα.

Το σύστημα που επικράτησε είναι η κυψελωτή επικοινωνία, σύμφωνα με την οποία οι περιοχές διαίρονται σε μικρότερες περιοχές (κυψέλες) [33], στις οποίες υπάρχει μία κεραία

ανά περιοχή και καλύπτει τις ανάγκες επικοινωνίας της. Τα κυβελωτά συστήματα, με την πάροδο του χρόνου εξελίσσονται, περνάνε από γενιά σε γενιά για να καλύψουν τις ανάγκες επικοινωνίας των χρηστών και να μπορούν να ανταπεξέλθουν στις απαιτήσεις τους. Αυτή τη στιγμή βρισκόμαστε στην 5η Γενιά κινητών δικτύων, καθότι πρόσφατα κυκλοφόρησαν οι πρώτες συσκευές που την υποστηρίζουν και είναι διαθέσιμες στους καταναλωτές.

Με τις τελευταίες γενιές δικτύων έχουν αξιοποιηθεί πολλές τεχνολογίες για να μπορέσουμε να αξιοποιήσουμε με το βέλτιστο τρόπο τους διαθέσιμους πόρους του δικτύου. Μία από τις πιο αξιόλογες τεχνολογίες που βρίσκουν εφαρμογή είναι το Downlink Uplink Decoupling, σύμφωνα με το οποίο πλέον κάθε χρήστης μπορεί να διασυνδέεται με διαφορετική κεραία για να καλύψει τις ανάγκες του για λήψη δεδομένων (Downlink) και αποστολή δεδομένων (Uplink) [37]. Όλες όμως οι υπάρχουσες τεχνικές, χρήζουν βελτίωσης. Ιδιαίτερα με την έλευση του Internet of Things, το αναμενόμενο πλήθος συνδεδεμένων συσκευών στο δίκτυο αναμένεται να πολλαπλασιαστεί και να φτάσει τα 50 εκατομμύρια το 2030 σύμφωνα με το [statista.com](https://www.statista.com) [8]. Έτσι απαιτείται το δίκτυο να είναι σε θέση να προσαρμοστεί στις επερχόμενες αλλαγές.

Η Μηχανική Μάθηση έχει ήδη αξιοποιηθεί σε πολλά πεδία, και έχει χαρακτηριστεί ως μία από τις πιο αποδοτικές «προσθήκες». Στα δίκτυα η Μηχανική Μάθηση, μπορεί να αξιοποιηθεί για την ανάλυση των δεδομένων που προκύπτουν από τους χρήστες, να ενισχύσει την προσφερόμενη ασφάλεια των δικτύων υπολογιστών, να συνεισφέρει στην καλύτερη διαχείριση των πόρων αλλά και στην λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο.

1.1 Στόχοι της Διπλωματικής Εργασίας

Λαμβάνοντας υπόψιν τα παραπάνω, στόχος της παρούσης Διπλωματικής Εργασίας είναι η αξιοποίηση της Μηχανικής Μάθησης στα Δίκτυα Υπολογιστών. Η Μηχανική Μάθηση θα λειτουργήσει σαν ένα εργαλείο που θα λειτουργεί συμπληρωματικά των χρησιμοποιούμενων τεχνικών για να βελτιστοποιήσει τα αποτελέσματα τους και να οδηγήσει στην βέλτιστη δυνατή διάρθρωση των πόρων του δικτύου

1.2 Συνεισφορά της Διπλωματικής Εργασίας

Στη Διπλωματική Εργασία θα μελετήσουμε την Μηχανική Μάθηση ως ένα συμπληρωματικό εργαλείο, για τις υπάρχουσες τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στα δίκτυα. Πιο συγκεκριμένα, θα την εφαρμόσουμε σε ένα δικτυακό περιβάλλον όπου ήδη χρησιμοποιούνται τεχνικές με στόχο τη βελτίωση της λειτουργικότητας του δικτύου. Η εφαρμογή των αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης στα Δίκτυα Υπολογιστών, αναμένεται να βελτιστοποιήσει την προσαρμοστικότητα του δικτύου στις εκάστοτε συνθήκες. Το δίκτυο μπορεί να προβλέψει τις επερχόμενες συνθήκες (όπως ο αναμενόμενος φόρτος χρηστών) και να χρησιμοποιήσει τις τεχνικές για να αντιστοιχίζει τους χρήστες σε σταθμούς βάσης γρηγορότερα, ενισχύοντας την ταχύτητα λήψης αποφάσεων. Για την ικανοποίηση των στόχων αυτών θα προτείνουμε τρεις μηχανισμούς που μπορούν να βρουν άμεση εφαρμογή στο δίκτυα υπολογιστών.

1.3 Διάρθρωση της Διπλωματικής Εργασίας

Στο κεφάλαιο 2, θα ξεκινήσουμε κάνοντας μία ιστορική αναδρομή στα κινητά δίκτυα επικοινωνίας. Η ιστορική αναδρομή θα ξεκινήσει από την πρώτη γενιά και θα φτάσει μέχρι την τέταρτη γενιά δικτύων. Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναλύσουμε τα χαρακτηριστικά και την εξέλιξη των προηγούμενων γενιών δικτύων. Θα μελετήσουμε τις καινοτομίες που παρείχαν, το τρόπο λειτουργίας τους αλλά και τις προκλήσεις που αντιμετώπισε η κάθε γενιά και οδήγησε στην ανάπτυξη της επόμενης γενιάς δικτύων.

Στο Κεφάλαιο 3 θα κάνουμε μία εκτενή αναφορά στην πέμπτη γενιά δικτύων. Θα αναλύσουμε τα βασικά χαρακτηριστικά τους, τις θεμελιώδεις αρχές αλλά και τη δομή τους και τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε αυτά. Θα κάνουμε μία σύγκριση σε σχέση με τις προηγούμενες γενιές δικτύων και θα προσπαθήσουμε να αναγνωρίσουμε τα ζητήματα και τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν, τόσο στην ανάπτυξη όσο και στην εξέλιξη τους.

Στο κεφάλαιο 4 θα γίνει μία λεπτομερής αναφορά στη Μηχανική Μάθηση. Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει των βασικών ιδεών που τη διέπουν της εξέλιξης της. Θα αναλύσουμε βασικά μοντέλα και αλγόριθμους που εντάσσονται στη μηχανική μάθηση και θα μελετήσουμε το πώς μπορεί να εισαχθεί στα Δίκτυα Επικοινωνιών, θα αναλύσουμε τα προτερήματα της ένταξης της αλλά και τι αλλαγές απαιτούνται για την ένταξη της.

Στο Κεφάλαιο 5 θα γίνει εκτενής περιγραφή του μηχανισμού που προτείνουμε και των τεχνικών στους οποίους βασίστηκε η παρούσα Διπλωματική Εργασία. Θα αναλύσουμε το μοντέλο και τις προδιαγραφές του και θα παρουσιάσουμε τον τρόπο λειτουργίας του. Οι μηχανισμοί που προτείνουμε θα λαμβάνουν υπόψιν τους την εφαρμογή της τεχνικής του Decoupling στις σύγχρονες γενιές δικτύων και θα υποστηρίζονται από αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης.

Στο Κεφάλαιο 6 θα παραθέσουμε τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την εκτέλεση της πειραματικής προσομοίωσης και της θεωρητικής μελέτης που προηγήθηκε. Θα εξηγήσουμε τη φυσική σημασία των αποτελεσμάτων αυτών και θα κάνουμε μια αναφορά στο πώς η παρούσα μελέτη μπορεί να εφαρμοστεί στα υπάρχοντα δίκτυα.

Τέλος, στο Κεφάλαιο 7 θα κλείσουμε με έναν επίλογο, παρουσιάζοντας μία σύνοψη της διπλωματικής εργασίας και θα συζητήσουμε για το πώς το περιεχόμενο της παρούσης Διπλωματικής Εργασίας μπορεί να εξελιχθεί στο μέλλον.

Κεφάλαιο 2

Ιστορική αναδρομή

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται αναλυτικά οι προηγούμενες γενιές δικτύων. Το 2020 είναι η χρονιά στην οποία το 5G ξεκίνησε να χρησιμοποιείται μαζικά. Αρκετοί πάροχοι, ειδικότερα στο εξωτερικό αξιοποιούν πλέον το δίκτυο 5G ενώ αρκετές πόλεις, ακόμα και στην Ελλάδα, είναι έτοιμες να το υποστηρίξουν. Ωστόσο το 5G, δεν αποτελεί μία ριζικά νέα τεχνολογία, βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στις υποδομές που δημιουργήθηκαν από τις προηγούμενες γενιές δικτύων. Αυτό το μοτίβο δεν είναι καινούριο, ωστόσο ακολουθούνταν πάντα με την εισαγωγή κάθε νέας γενιάς δικτύων.

Για λόγους εξοικονόμησης πόρων κάθε νέα γενιά αξιοποιούσε τις υποδομές της προηγούμενης γενιάς. Οι αλλαγές που παρατηρούνταν συνήθως επικεντρώνονταν στην αύξηση της συνολικής χωρητικότητας του δικτύου και της υποστηριζόμενης ταχύτητας του. Παρόλο που οι αλλαγές αυτές φαντάζουν ασήμαντες, στην πράξη αποδείχτηκαν αρκετές. Ειδικότερα η τρίτη και η τέταρτη γενιά δικτύων προσέφεραν πολύ ικανοποιητικές επιδόσεις στα δίκτυα, με την τέταρτη γενιά δικτύων (4G) να παραμένει σε μαζική χρήση για τουλάχιστον μία δεκαετία.

2.1 Πρώτη γενιά δικτύων (1G)

Η πρώτη γενιά δικτύων, που συμβολίζεται ως 1G, είναι η μόνη γενιά δικτύων η οποία αξιοποιεί σε μεγάλο βαθμό αναλογικές τηλεπικοινωνίες. Τα θεμέλια και τα βασικά χαρακτηριστικά για τις αναλογικές τηλεπικοινωνίες τέθηκαν τη δεκαετία του 1980, και συνέχισαν να αξιοποιούνται μέχρι την εισαγωγή της δεύτερης γενιάς τηλεπικοινωνιών [19]. Τα ραδιοσήματα που χρησιμοποιούνταν στην πρώτη γενιά δικτύων ήταν καθαρά αναλογικά σε αντίθεση με τις επόμενες γενιές δικτύων.

Στην πρώτη γενιά δικτύων, υποστηρίζονταν μόνο η δυνατότητα τηλεφωνικής επικοινωνίας. Δυνατότητες όπως ανταλλαγή μηνυμάτων και εικόνων ή η πρόσβαση στο internet δεν ήταν εφικτές. Κατά την ομιλία, η φωνή των χρηστών δεν υπόκειται σε ψηφιακή επεξεργασία, δεν μετατρέπονταν δηλαδή σε κάποιο ψηφιακό σήμα, αντιθέτως, απλά διαμορφωνόταν σε συχνότητα τουλάχιστον ίση με 150 mHz και έπειτα ακολουθούσε η σύνδεση των συσκευών με τους σταθμούς τηλεπικοινωνιών (radio towers).

Η γενιά αυτή, χαρακτηριζόταν από χαμηλής ποιότητας επικοινωνία που οφειλόταν στις

σημαντικές παρεμβολές που δημιουργούταν. Τα δίκτυα πρώτης γενιάς, υποστήριζαν αρκετά περιορισμένο πλήθος χρηστών, το οποίο σε συνδυασμό με τις παρεμβολές δυσκόλευε σημαντικά την επιτυχή διασύνδεση των χρηστών προς επικοινωνία. Παρόλο που τα συστήματα που εφαρμόστηκαν ανά τον κόσμο, υποστήριζαν τη δυνατότητα του handoff, τα δίκτυα πρώτης γενιάς δεν ήταν εφικτό να λειτουργήσουν μεταξύ διαφορετικών χωρών. Η μεταφορά δεδομένων έφτανε ταχύτητες της τάξης του 2,4 Kb/s.

Οι διαθέσιμες συσκευές, λειτουργούσαν βασιζόμενες στη μέθοδο της εναλλαγής κυκλωμάτων (circuit switching) που αξιοποιούταν ήδη από τις ενσύρματες επικοινωνίες και συνήθως λειτουργούσαν σε συχνότητα ίση με 150 MHz. Οι συσκευές χαρακτηριζόταν από ιδιαίτερα μεγάλο μέγεθος αλλά και χαμηλή διάρκεια ζωής της μπαταρίας λόγω των τεχνολογιών που χρησιμοποιούσαν. Το μεγαλύτερο μειονέκτημα των δικτύων αυτών και των συσκευών, ήταν η χαμηλή παρεχόμενη ασφάλεια στους χρήστες καθώς δεν υποστηρίζονταν τεχνικές κρυπτογράφησης [59]. Τόσο το δίκτυο όσο και οι υποστηριζόμενες συσκευές δεν προσέφεραν καμία προστασία στις επικοινωνίες των χρηστών ενάντια στην υποκλοπή τους, η οποία ήταν εύκολη αν κάποιος μπορούσε να συνδεθεί στην ίδια συχνότητα με την οποία επικοινωνούσαν οι δύο συσκευές.

2.1.1 Ιστορική αναδρομή πρώτης γενιάς

Η πρώτη γενιά ασύρματων τηλεπικοινωνιακών δικτύων, ξεκίνησε από το Τόκυο το 1979, με την εισαγωγή του συστήματος NTT. Αρχικά το σύστημα αυτό κάλυπτε μόνο την πόλη του Τόκυο, ενώ μέσα σε πέντε χρόνια, το 1984 επεκτάθηκε σε όλη την Ιαπωνία, κερδίζοντας τον τίτλο του πρώτου συστήματος που προσέφερε διεθνή κάλυψη.

Το 1981 στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής ξεκίνησε το σύστημα AMPS, ενώ την ίδια χρονική περίοδο έχουμε και την πρώτη εμφάνιση δικτύων ασύρματης επικοινωνίας στην Ευρώπη, τον Καναδά και το Μεξικό. Το τελευταίο ενεργό σύστημα καθαρά πρώτης γενιάς που παραμένει ενεργό βρίσκεται στη Ρωσία, και είναι ένα περιορισμένης εμβέλειας NMT σύστημα. Παρακάτω μπορούμε να δούμε κάποια συστήματα που αναπτύχθηκαν για να υποστηριχθεί η πρώτη γενιά δικτύων [54].

2.1.2 Συστήματα που υποστήριζαν την πρώτη γενιά δικτύων

1. Nippon Telegraph and Telephone (NTT), Τόκυο 1979
2. Advanced Mobile Phone System (AMPS)
Το σύστημα αυτό εφαρμόστηκε στις Ηνωμένες πολιτείες Αμερικής, με πλήρη εφαρμογή το 1983. Το διαθέσιμο bandwidth υπολογίζεται στα 40MHz. Το 1988 το διαθέσιμο bandwidth αυξήθηκε κατά 10MHz και ονομάστηκε ως Extended Spectrum (ES) [5].
3. Radiocom 2000, Γαλλία
4. (RTMI), Ιταλία
5. (YAKS), Ηνωμένο Βασίλειο

6. Nordic Mobile Telephone (NMT), Σκανδιναβικές χώρες 1981
7. Total Access Communication System (TACS), Ευρώπη

2.2 Δεύτερη γενιά δικτύων (2G)

Στις αρχές της δεκαετίας του 1990, ξεκινώντας από τη Φινλανδία άρχισαν να αναδύονται τα δίκτυα 2G [20] και τα δίκτυα αυτά στη συνέχεια επεκτάθηκαν και σε άλλες χώρες. Σε αντίθεση με τον προκάτοχό τους, τα δίκτυα δεύτερης γενιάς βασίζονταν πλήρως στην ψηφιακή μετάδοση δεδομένων χωρίς πλέον να έχουμε καμία αναλογική μετάδοση δεδομένων. Χρησιμοποιώντας τεχνικές ψηφιακής διαμόρφωσης, τα δίκτυα αυτά ήταν σε θέση να πετύχουν ανώτερη ποιότητα φωνής με λιγότερες παρεμβολές.

Βασικά πλεονεκτήματα συγκριτικά με την προηγούμενη γενιά, είναι ότι τα δεύτερης γενιάς δίκτυα όπως και τα συστήματα που τα υποστηρίζουν, προσφέρουν ψηφιακή κρυπτογράφηση επικοινωνιών [54]. Με αυτόν τον τρόπο προσέφεραν σαφώς καλύτερη ασφάλεια έναντι στις υποκλοπές συνομιλιών (eavesdropping), τα χρησιμοποιούμενα συστήματα ήταν πολύ πιο αποδοτικά στην χρήση του διαθέσιμου συχνοτικού εύρους και εισήγαγαν νέες υπηρεσίες όπως την δυνατότητα αποστολής γραπτών μηνυμάτων (short message services-sms), multimedia Messaging Services (MMS), fax και WAP. Τα δίκτυα 2G είναι τα πρώτα δίκτυα που επιδέχονται την χρήση τεχνικών εύρεσης και διόρθωσης λαθών (error detection and correction [54] για εντοπισμό και διόρθωση λαθών κατά την μετάδοση δεδομένων. Τέλος είναι τα πρώτα συστήματα που επιτρέπουν τον δυναμικό διαμοιρασμό του διαθέσιμου εύρους στους χρήστες ανάλογα με τον όγκο χρηστών που επιθυμούν να χρησιμοποιήσουν το δίκτυο.

Τα δίκτυα αυτά είναι και τα πρώτα δίκτυα που βασίζονται στην τεχνολογία Global System for Mobile Communication (GSM) [57]. Αντίστοιχα με αυτόν τον τρόπο αποτελούν και την πρώτη γενιά δικτύων που αξιοποιούν κάρτες SIM (Subscriber Identity Module), προσφέροντας δραματικά ασφαλέστερη επικοινωνία για τους χρήστες σε σχέση με την προηγούμενη γενιά. Πλέον οι χρήστες ταυτοποιούνταν από την SIM κάρτα τους και όχι από τη συσκευή τους [27], μειώνοντας αισθητά τις δυνατότητες υποκλοπής των κλήσεων.

Άλλες τεχνολογίες που χρησιμοποιούν αυτά τα δίκτυα είναι η IS-54 (digital AMPS) και η IS-95 (CDMA). Αυτά τα δίκτυα αρχικά λειτουργούσαν στη ζώνη συχνοτήτων από 824MHz έως 894MHz ενώ αργότερα με την ενσωμάτωση νέων τεχνολογιών λειτούργησαν σε υψηλότερες συχνότητες, κοντά στα 1800MHz. Τα δίκτυα 2G ξεκίνησαν πετυχαίνοντας ταχύτητα μεταφοράς δεδομένων 9,6 Kb/s [54] η οποία σταδιακά έφτασε σε υψηλότερα επίπεδα.

Παρόλο που οι τεχνολογίες 2G βελτίωσαν σημαντικά τις κινητές επικοινωνίες, τα δίκτυα αυτά ήταν επιρρεπή σε ορισμένους περιορισμούς. Οι νέες τους δυνατότητες οδήγησαν σε έκρηξη του αριθμού συνδρομητών που χρησιμοποιούσαν το δίκτυο. Ο πιο βασικός περιορισμός, ήταν ότι τα δίκτυα 2G συνέχισαν να βασίζονται σε circuit switching και ως εκ τούτου χρησιμοποιούν σχετικά αναποτελεσματικά το εύρος ζώνης και τους πόρους του δικτύου. Αν και η αξιοποίηση τους ήταν καλύτερη από την προηγούμενη γενιά, περιόριζε σημαντικά την ταχύτητα δεδομένων, τον αριθμό των χρηστών που μπορούν να χρησιμοποιήσουν το δίκτυο

ενώ αντίστοιχα το δίκτυο δεν ήταν σε θέση να χειριστεί πολύπλοκα δεδομένα όπως τη μεταφορά βίντεο. Άλλοι περιορισμοί περιλαμβάνουν την έλλειψη διαλειτουργικότητας μεταξύ των δικτύων 2G, την κακή τυποποίηση και το γεγονός ότι τα 2G προσφέρουν πολύ λίγες ευκαιρίες για υπηρεσίες και εφαρμογές που να μπορούν να τα αξιοποιήσουν.

2.2.1 Ιστορική αναδρομή δεύτερης γενιάς

Τα δίκτυα 2G ξεκίνησαν το 1991, στη Φινλανδία. Στην αρχή πλήττονταν από πολλούς περιορισμούς, οι οποίοι αντισταθμίστηκαν σε μεγάλο ποσοστό με νέες εκδόσεις των δικτύων δεύτερης γενιάς.

Η πρώτη επανεξέταση των 2G δικτύων έγινε με τα δίκτυα 2.5G που αξιοποιούσαν την τεχνολογία GPRS (General Packet Radio Service). Αποτελούν επέκταση της δεύτερης γενιάς δικτύων και πλέον εκτός από την τεχνολογία circuit switching, αξιοποιούν και την τεχνολογία packet-switched domain. Η ορολογία Second and a half generation, χρησιμοποιείται για να υποδείξει τα 2G συστήματα που χρησιμοποιούν τεχνολογίες εναλλαγής πακέτων συμπληρωματικά στις τεχνολογίες εναλλαγής κυκλωμάτων. Η δυνατότητα μεταφοράς δεδομένων ξεκινούσε από τα 40 Kb/s [26].

Σε αυτή την έκδοση της δεύτερης γενιάς δικτύων έχουμε για πρώτη φορά την εισαγωγή της έννοιας της περιαγωγής. Πλέον ο χρήστης μπορούσε να κινείται ελεύθερα στο δίκτυο καθώς ήταν εφικτή η σύνδεση των κινητών συσκευών με περισσότερες της μίας κυψέλες κατά την πραγματοποίηση μιας κλήσης. Με αυτή την επέκταση, έχουμε και για πρώτη φορά την δυνατότητα εισόδου στο διαδίκτυο από κινητές συσκευές.

Σε χώρες της Βόρειας Αμερικής και στη Νότια Κορέα, αναπτύχθηκε μια εναλλακτική έκδοση του GSM που ονομάστηκε Code-Division Multiple Access (CDMA) και επέτρεπε σε πολλαπλούς πομπούς να αποστέλλουν ταυτόχρονα δεδομένα, χρησιμοποιώντας όμως το ίδιο κανάλι επικοινωνίας με το δέκτη, ομαδοποιώντας έτσι τους χρήστες του δικτύου ανά σύνολα συχνοτήτων. Μελλοντικές τεχνολογικές επεκτάσεις των παραπάνω ήταν τα πρωτόκολλα General Packet Radio Service (GPRS) για το GSM και το CDMA2000 για το CDMA που όρισαν την ενδιάμεση γενιά Δικτύων 2.5G.

Η δεύτερη επανεξέταση (2.75G), τα επονομαζόμενα δίκτυα EDGE αποτελούν εξέλιξη των δικτύων GPRS και έφεραν σαφή ενίσχυση στον υποστηριζόμενο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων, καθώς βασιζόνταν στην κατά πολύ αποδοτικότερη 8PSK κωδικοποίηση. Χρησιμοποιούσαν τους ίδιους δικτυακούς κόμβους και τις συχνότητες με το GPRS. Η επέκταση αυτή επιτρέπει μεταφορά δεδομένων με περιορισμένες απώλειες [24]. Η τεχνολογία EDGE εφευρέθηκε και εισήχθη από την Cingular, η οποία έχει πλέον μετονομαστεί σε ATandT. Η τελευταία τους έκδοση, το πρότυπο (2.9G), επονομαζόμενο GSM EDGE, πετύχαινε μέγιστο ρυθμό μεταφοράς δεδομένων, που έφτανε τα 384 Kb/s. Από πολλούς η νέα αυτή έκδοση των (2G) δικτύων κατηγοριοποιείται στα (3G) δίκτυα, καθώς ο υψηλός ρυθμός δεδομένων που πετύχαινε πληροί τις προδιαγραφές του προτύπου IMT-2000 το οποίο ακολουθεί η τρίτη γενιά δικτύων.

Το GSM παραμένει η τεχνολογία δικτύου 2G με την πιο ευρεία χρήση. Η πιο συχνά αξιοποιούμενη τεχνολογία ήταν η time division multiple access (TDMA)-based GSM, που

προήλθε από την Ευρώπη και χρησιμοποιήθηκε εκτενώς ανά τον κόσμο, εκτός από την Βόρεια Αμερική. Τα δίκτυα δεύτερης γενιάς παραμένουν ενεργά ακόμα και το 2020. Πλέον βρισκόμαστε στην διαδικασία κατάργησης των δικτύων δεύτερης γενιάς προκειμένου να μπορέσουμε να αξιοποιήσουμε το συχνοτικό τους εύρος για επόμενης γενιάς δίκτυα και τεχνολογίες [8].

2.3 Τρίτη γενιά δικτύων (3G)

Η τρίτη γενιά δικτύων (3G), διαδέχθηκε τη δεύτερη γενιά δικτύων και έγινε για πρώτη φορά διαθέσιμη στο κοινό το 2001. Το 3G, αποτέλεσε πραγματική εξέλιξη των 2G συστημάτων [21]. Πιο συγκεκριμένα, η εξέλιξη των CDMA συστημάτων ήταν τα CDMA 2000 συστήματα που χρησιμοποιήθηκαν στην Βόρεια Αμερική, ενώ η εξέλιξη των GSM συστημάτων ήταν τα WCDMA συστήματα που χρησιμοποιήθηκαν στην Ευρώπη, την Ιαπωνία και την Κίνα.

Η νέα γενιά δικτύων βασίζεται στα πρότυπα κινητών τηλεπικοινωνιών International Mobile Telecommunications-2000 (IMT-2000) που τέθηκαν από την International Telecommunication Union (ITU) και στόχευαν στη δημιουργία ενός ενιαίου, παγκόσμιου συστήματος υποστήριξης των δικτύων τρίτης γενιάς. Χρησιμοποιούσαν νέες συχνοτικές ζώνες για να υποστηρίξουν τις δικτυακές τους απαιτήσεις και έφεραν καλύτερες ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων, τουλάχιστον 144 Kb/s, που ήταν και η ελάχιστη ταχύτητα που προέβλεπε το πρότυπο IMT-2000, το οποίο έθετε και απαιτήσεις επί της αξιοπιστίας του δικτύου. Το συχνοτικό εύρος που χρησιμοποιούσαν τα δίκτυα 3G, ορίζονταν από τα 400 MHz μέχρι τα 3GHz

Με τη νέα γενιά, είχαμε αυξημένη διαθέσιμη χωρητικότητα στο δίκτυο, και καλύτερη διαχείριση του συχνοτικού εύρους. Η πραγματικές ταχύτητες που πετύχαιναν τα 3G δίκτυα ήταν κατά πολύ μεγαλύτερες της ταχύτητας που προέβλεπε το πρότυπο IMT-2000. Έδωσαν την δυνατότητα στους παρόχους, να παρέχουν στους χρήστες μία πληθώρα από ιδιαίτερα εξελιγμένες υπηρεσίες μέσα . Οι νέες διαθέσιμες υπηρεσίες, εκτός άλλων υποστήριζαν τις παρακάτω δυνατότητες:

1. Audio and Video Streaming
2. Εξασφάλιση καλύτερων ταχυτήτων σε Web and WAP browsing
3. wide area wireless voice telephony
4. Οπτικοακουστικές κλήσεις (Video calls)
5. broadband wireless data
6. Προβολή τηλεόρασης σε κινητές συσκευές
7. GPS (Global Positioning System)
8. Video Conferencing σε κινητές συσκευές
9. IPTV (TV through the Internet)

Οι νέες αυτές υπηρεσίες άλλαξαν ριζικά τις δυνατότητες που είχαν πλέον οι χρήστες. Η δυνατότητα audio και video streaming, άλλαξε ριζικά τις δυνατότητες των κινητών συσκευών, και αποτέλεσε την υπηρεσία που γνώρισε την μεγαλύτερη ανάπτυξη. Το IPTV (TV through the Internet) έκανε εφικτές νέες υπηρεσίες ασφαλείας. Σημαντικό ρόλο έπαιξε και η δυνατότητα του στίγματος GPS, το οποίο χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές που έχουν ως στόχο την προστασία ευάλωτων ομάδων του πληθυσμού.

2.3.1 Ιστορική αναδρομή τρίτης γενιάς

Ακολουθώντας την τακτική της προηγούμενης γενιάς, και την τρίτη γενιά διαδέχθηκαν επανεξετάσεις. Η πρώτη επανεξέταση (3.5G), ονομάστηκε High Speed Packet Access (HSPA) και αποτελούσε ένα συνονθύλευμα από δύο πρωτόκολλα, το High Speed Downlink Packet Access (HSDPA) και το High Speed Uplink Packet Access (HSUPA). Η συγκεκριμένη τεχνολογία, αξιοποιούσε WCDMA πρωτόκολλα, χάρις τα οποία είδαμε σημαντική βελτίωση στον ρυθμό μετάδοσης δεδομένων, τόσο στη λήψη όσο και στην αποστολή τους.

Το High Speed Downlink Packet Access (HSDPA), είναι μία υπηρεσία μεταφοράς δεδομένων που βασίζεται στην ανταλλαγή πακέτων. Επιτρέπει σε δίκτυα τα οποία βασίζονται στο Universal Mobile Telecommunications System (UMTS) να πετυχαίνουν μεγαλύτερη χωρητικότητα και ταχύτητες μεταφοράς δεδομένων. Ακόμα και η τεχνολογία HSDPA, επιδέχθηκε πολλές αλλαγές με τις ταχύτητες δεδομένων να αγγίζουν τα 337.5 Mbit/s κατά τη λήψη δεδομένων.

Το High Speed Uplink Packet Access (HSUPA), αποτελούσε το δεύτερο σημαντικό βήμα στην εξέλιξη των δικτύων UMTS και υποσχόταν ταχύτητες που άγγιζαν τα 5.76 Mbit/s κατά την αποστολή δεδομένων. Η μεγαλύτερη συνεισφορά του, ήταν ότι χάρις τις ταχύτητες που πετύχαινε έκανε εφικτές νέες υπηρεσίες, όπως το VoIP, την αποστολή εικόνων και μεγάλων email. Τα συστήματα HSPA αξιοποιούν πολλές από τις παρακάτω τεχνολογίες:

1. Adaptive Modulation and Coding (AMC)
2. Multiple-Input Multiple-Output (MIMO)
3. Hybrid Automatic Request (HARQ)
4. Fast Cell Search

Η επόμενη επανεξέταση της τρίτης γενιάς δικτύων (3.75G) [25], επονομαζόμενη Evolved High Speed Packet Access (HSPA+) αξιοποιούσε πολλές τεχνολογίες συστοιχίας κεραιών (antenna array technologies), όπως το beamforming και το MIMO. Με το beamforming, περιοριζόταν η διάχυση της ισχύος του σήματος της εκάστοτε κεραιάς, και η ισχύς πλέον εντοπιζόταν κυρίως στην κατεύθυνση του χρήστη που χρησιμοποιούσε την εκάστοτε κεραιά, ενώ η τεχνολογία MIMO, αξιοποιούσε πολλές κεραιές για την ικανοποίηση ενός χρήστη.

Σημαντικά πλεονεκτήματα που εισήγαγε αυτή η επανεξέταση της τρίτης γενιάς δικτύων, ήταν η σημαντική μείωση της κατανάλωσης των κεραιών στις κινητές συσκευές και μείωση

δραματικά το χρόνο επαγρύπνισης κεραίας wake-from-idle time. Το δίκτυο HSPA+ προσέφερε πολύ καλές ταχύτητες οι οποίες συχνά πλησίαζαν τις ταχύτητες που επιτυγχάνονταν από τα πρώτα δίκτυα τέταρτης γενιάς. Οι ταχύτητες αυτές άγγιζαν θεωρητικά τα 56 Mbit/s στο Downlink και 22 Mbit/s στο Uplink. Το πιο σημαντικό πλεονέκτημα των δικτύων HSPA+, ήταν ότι εισήγαγαν δομές που απλούστευσαν την εξέλιξη των δικτύων τρίτης γενιάς σε δίκτυα τέταρτης γενιάς.

2.3.2 Σημασία της τρίτης γενιάς δικτύων

Μία από τις πρώτες χώρες που απέκτησαν πρόσβαση στα δίκτυα 3G ήταν η Ιαπωνία. Το δίκτυο μετά επεκτάθηκε και στην Ευρώπη και την Αμερική. Η τρίτη γενιά δικτύων θα μπορούσε να θεωρηθεί ως η πιο καινοτόμα γενιά, καθώς υποστήριξε την άνοδο των smartphones. Τα δίκτυα 3G με τις νέες ταχύτητες που πέτυχαν οδήγησαν στην εγκαθίδρυση του όρου mobile web και στην ανέλιξη των κινητών συσκευών ως βασική πηγή πρόσβασης στο ίντερνετ.

2.4 Τέταρτη γενιά δικτύων (4G)

Το 1998, το ITU-R όρισε ένα σετ απαιτήσεων για τα πρότυπα 4G, το οποίο ονομάστηκε International Mobile Telecommunications Advanced (IMT-Advanced), το οποίο όρισε τις ανώτατες απαιτήσεις ταχύτητας για την τέταρτη γενιά στα 12.5 megabytes per second [22]. Η πρώτη επίσημη εμπορική ανάπτυξη ενός δικτύου τέταρτης γενιάς έγινε το 2009, από τη Σουηδική εταιρία Telia. Ο εξοπλισμός προερχόταν από την Ericsson για τη Στοκχόλμη και τη Huawei για το Όσλο.

Η τέταρτη γενιά δικτύων (4G), διαδέχθηκε την τρίτη γενιά δικτύων και έγινε για πρώτη φορά διαθέσιμη στο κοινό το 2009. Το πρότυπο ονομάστηκε Long Term Evolution (LTE) 4G standard. Την περίοδο που τέθηκαν σε λειτουργία τα πρώτα εμπορικά δίκτυα τέταρτης γενιάς, ακόμα δεν υπήρχαν συσκευές που να τα υποστηρίζουν. Ωστόσο τα επόμενα χρόνια, η εφαρμογή του διαδόθηκε και στον υπόλοιπο κόσμο, φέρνοντας αξιοσημείωτες αλλαγές στις διαθέσιμες ταχύτητες πρόσβασης στο ίντερνετ.

Το πρώτο σύνολο χαρακτηριστικών που έπρεπε να πληρεί το 4G, διαμορφώθηκε από το International Telecommunications Union-Radio (ITU-R) στις αρχές της χιλιετίας. Το 3GPP δημοσίευσε το 2008 τα πρώτα χαρακτηριστικά της τέταρτης γενιάς δικτύων. Έκτοτε, τα τεχνικά χαρακτηριστικά που διέπουν αυτή τη γενιά δικτύων συνεχώς ανανεώνονται, φτάνοντας ακόμα και σήμερα όπου ήδη έχουν δημοσιευτεί εκδόσεις που να αφορούν την επόμενη γενιά δικτύων. Τα χαρακτηριστικά που έχουν διαμορφωθεί καλύπτουν μια πληθώρα περιπτώσεων χρήσης, που μεταξύ άλλων περιλαμβάνουν τις επιθυμητές ταχύτητες για εσωτερική και εξωτερική χρήση, ακόμα και για δορυφορικές συνδέσεις.

Τα τεχνικά χαρακτηριστικά που διέπουν την εξέλιξη του 4G, το 4G-LTE αποτελούν βελτίωση αυτών που καθορίστηκαν αρχικά για την τέταρτη γενιά. Οι βελτιώσεις αυτές, δεν αρκούσαν ώστε το 4G-LTE, να θεωρηθεί ξεχωριστή γενιά δικτύων, ακόμα και όταν προτάθηκαν

ακόμη περισσότερες βελτιώσεις οι οποίες ολοκλήρωσαν την τέταρτη γενιά δικτύων, ονομαζόμενη πλέον 4G LTE-Advanced. Οι διαφορές στην απόδοση είναι ιδιαίτερα εμφανείς σε περιπτώσεις χρήσης μέσα στην πόλη, ιδιαίτερα σε μαζικές συναθροίσεις χρηστών. Αυτή είναι και η έκδοση που πραγματικά ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις που είχαν τεθεί με το 4G, η οποία αποτελεί και την πιο γρήγορη μαζικά διαδεδομένη γενιά δικτύων.

Η τέταρτη γενιά δικτύων δημιουργήθηκε με πρόθεση να ικανοποιήσει τη μαζική ανάγκη για ευρυζωνικές υπηρεσίες στις κινητές συσκευές, όπως και την ανάγκη για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων και αυξημένη ποιότητα υπηρεσίας (QoS). Αυτή η γενιά προσέφερε πολλές δυνατότητες στα ασύρματα δίκτυα, όπως υψηλές ταχύτητες, υψηλή χωρητικότητα, χαμηλό κόστος ανά bit, τεχνικές αποφυγής συμφόρησης, υποστήριξη διαδραστικών μέσων αλλά και ένα δίκτυο το οποίο πλέον υποστήριζε πολλά πρωτόκολλα και ήταν συμβατό με όλα τους ανεξαρτήτως της υποδομής του [12]

Οι βασικές παράμετροι του νέου αυτού συστήματος εντοπίζονται στην εισαγωγή OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) προκειμένου να αντιμετωπιστούν οι διασυμβολικές παρεμβολές (inter-symbol interference) που περιορίζουν την απόδοση των συστημάτων υψηλής απόδοσης και η τεχνολογία MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) που αναμένεται να προσφέρει ραγδαία αύξηση στον επιτυχόμενο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων, μέσα από την αξιοποίηση πολλαπλών κεραιών τόσο στον αναμεταδότη όσο και στον αποδέκτη ενός σήματος [50].

Παρακάτω μπορούμε να δούμε κάποια προτερήματα της τέταρτης γενιάς δικτύων [48]:

- Μεγαλύτερες ταχύτητες
- Κόστος

Αν και η υποστήριξη δικτύου τέταρτης γενιάς αρχικά πρόσθετε επιπλέον κόστος στις συσκευές που το υποστήριζαν για την κατασκευή τους, πλέον το κόστος αυτό έχει εξομαλυνθεί, με αποτέλεσμα ο χρήστης να μπορεί να αποκτήσει μία 4G enabled συσκευή εξίσου εύκολα και οικονομικά με συσκευές που να αξιοποιούν οποιαδήποτε ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνολογία.

- Ευελιξία και επεκτασιμότητα

Η ευελιξία που προσφέρει το δίκτυο τέταρτης γενιάς έγκειται στο γεγονός ότι τα προτερήματα της είναι τόσο ραγδαία ώστε πολλοί πάροχοι να έχουν επενδύσει αρκετά σημαντικά ποσά ώστε να το εξυπηρετούν. Έτσι οι χρήστες έχουν σίγουρη και ικανοποιητική υποστήριξη δικτύου.

- Μειωμένη καθυστέρηση

Ως καθυστέρηση εννοούμε την ποσότητα χρόνου που απαιτείται για την προς αποστολή πληροφορία να φτάσει από την πηγή προς τον προορισμό της και ξανά πίσω. Όσο μικρότερη είναι η καθυστέρηση, τόσο λιγότερος χρόνος απαιτείται για αποστολή και λήψη πακέτων, με αποτέλεσμα να ενισχύεται σημαντικά η απόδοση σε πραγματικό χρόνο

(real life performance) του δικτύου. Χαρακτηριστικά το latency στο 3G υπολογίζεται στα 120 ms και ενώ στο 4G στα 60ms.

- Υποστήριξη Voice over LTE

Το Voice over LTE επιτρέπει τη μετάδοση φωνής μέσω της υπηρεσίας δικτύου 4G. Η αξιοποίηση του προσφέρει δραστικά βελτιωμένη ποιότητα φωνής και συνολική ποιότητα κλήσης.

2.4.1 Σημασία της τέταρτης γενιάς δικτύων

Η τέταρτη γενιά δικτύων αποτελεί ίσως την πιο σημαντική γενιά δικτύων καθώς με την εισαγωγή της και τις δυνατότητες που μας προσέφερε έκανε δυνατές πολλές νέες υπηρεσίες όπως το streaming με αρκετά υψηλό Quality of Service (QoS), το video chatting, το mobile TV και άλλα πολλά. Λόγω των μικρότερων καθυστερήσεων που εισήγαγε, έγιναν πλέον εφικτές υπηρεσίες που απαιτούν αλληλεπίδραση σε πραγματικό χρόνο. Πολλές εφαρμογές που επιτρέπουν τη (βιντεο)συνομιλία πολλών συνεργατών είναι πλέον δυνατές, ενισχύοντας έτσι την παραγωγικότητα, κάτι το οποίο είναι ιδιαίτερα σημαντικό.

Πολύ σημαντική είναι και η δυνατότητα γρήγορης εγκατάστασης του δικτύου. Η εγκατάσταση του απαιτεί σημαντικά λιγότερο χρόνο συγκριτικά με άλλες μεθόδους σύνδεσης όπως την ενσύρματη σύνδεση. Σε μεγάλο βαθμό ενισχύθηκε και η δυνατότητα επέκτασης του δικτύου, με δυνατότητα γρήγορης και οικονομικής επέκτασης. Πολλές αλλαγές παρατηρήθηκαν και σε πολλούς άλλους τομείς, όπως την αυτοκίνηση. Τα πρώτα μερικώς αυτόνομα αυτοκίνητα έκαναν την εμφάνισή τους κατά τη διάρκεια της τέταρτης γενιάς δικτύων, και είναι πλέον σε θέση να παρέχουν πλήρως αξιοποιήσιμες υπηρεσίες. Η σημασία της τέταρτης γενιάς δικτύων δεν περιορίζεται μόνο σε αυτούς τους κλάδους αλλά συναντάται και σε πολλούς άλλους τομείς.

Κεφάλαιο 3

Δίκτυα πέμπτης γενιάς

3.1 Εισαγωγή

Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα που έχουν κληθεί να αντιμετωπίσουν οι χρήστες των κινητών δικτύων είναι η ανομοιογένεια που συναντάται σε αυτά. Τα συστήματα επικοινωνιών στο παρελθόν έχουν υιοθετήσει πολλά πρότυπα τα οποία συχνά διέφεραν σε μεγάλο βαθμό, όπως βάσει της χώρας που βρίσκεται ο χρήστης, ακόμα και βάσει του κατασκευαστή του δικτύου. Τα περισσότερα από αυτά τα χαρακτηριστικά τα οποία αποδείχθηκαν αποδοτικά έχουν γίνει πλέον η νόρμα και έχουν εγκαθιδρυθεί ως διεθνή πρότυπα τα οποία διέπουν κάθε είδους επικοινωνία. Οι σύγχρονες κινητές επικοινωνίες, με την επικύρωση διεθνών προτύπων πλέον οδεύουν προς την ομοιογένεια, ώστε όλοι οι χρήστες να μπορούν να ικανοποιούνται ανεξάρτητα από τη συσκευή που χρησιμοποιούν και από το δίκτυο το οποίο επιδιώκουν να αξιοποιήσουν.

Για την ικανοποίηση των επικοινωνιακών αναγκών της σύγχρονης κοινωνίας, απαιτείται ένα σύγχρονο δίκτυο κινητής τηλεφωνίας που να διέπεται από ομοιογένεια στα πρότυπα που χρησιμοποιεί, με αυξημένη χωρητικότητα, ικανό να αντεπεξέλθει και να ικανοποιήσει αποτελεσματικά την πληθώρα διαφορετικών συσκευών που είναι συνδεδεμένες σε αυτό και των τεχνολογιών που αυτές αξιοποιούν.

Με την ραγδαία εξέλιξη που χαρακτηρίζει τη σύγχρονη εποχή τεχνολογικά, είναι επιτακτική η ανάπτυξη και η δρομολόγηση των δικτύων πέμπτης γενιάς, για πολλούς λόγους. Ας αναφέρουμε ενδεικτικά τους ακόλουθους:

1. Το πλήθος δεδομένων που διακινούνται μέσω των δικτύων έχει αυξηθεί ραγδαία (data traffic), κυρίως λόγω των εφαρμογών που κάνουν βίντεο streaming.
2. Η αύξηση των συσκευών που κάνουν εφικτή τη διασύνδεση στο διαδίκτυο, υποδεικνύει ένα αυξημένο πλήθος ενδεχόμενων συνδέσεων.
3. Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (Internet of things) θα απαιτεί ένα δίκτυο με τις προδιαγραφές και την υποδομή να ικανοποιεί εκατομμύρια ταυτόχρονα συνδεδεμένες συσκευές.

4. Τα παραπάνω χαρακτηριστικά των δικτύων κάνουν επιτακτική την ανάπτυξη ενός δικτύου το οποίο χαρακτηρίζεται από ενεργειακή αποδοτικότητα (energy efficiency).
5. Η συνεχής ανάπτυξη έχει δημιουργήσει δραστικές απαιτήσεις στους χρήστες, οι οποίοι πλέον απαιτούν υψηλή αποδοτικότητα από το δίκτυο τους και παροχές χωρίς όμως να θέλουν να πληρώσουν πολλά. Αυτό επιτάσσει σημαντική μείωση του OPEX (Operational Expenditure).
6. Η ανάπτυξη νέων επικοινωνιακών τεχνολογιών μπορεί να δημιουργήσει νέες συνθήκες (cases) και νέες εφαρμογές στη βιομηχανία, ανοίγοντας νέες δυνατότητες για έσοδα για τους παρόχους και τους χειριστές του δικτύου.

Κάθε νέα γενιά δικτύων προσφέρει νέες δυνατότητες και υπηρεσίες προς τον τελικό χρήστη. Μια από τις κυριότερες αλλαγές που συναντάμε από γενιά σε γενιά είναι και το συχνοτικό εύρος που χρησιμοποιείται, ή τις τεχνολογίες που συναντάμε. Η εισαγωγή τέτοιων τεχνολογιών στοχεύει στην παροχή μεγαλύτερων και σταθερότερων ταχυτήτων προς τους χρήστες, την αξιοποίηση νέων υποδομών για την ενορχήστρωση καινοτόμων επιχειρήσεων και άνευ προηγουμένου υπηρεσιών. Κάθε νέα γενιά κινητών τηλεπικοινωνιών απαιτεί αρκετά χρόνια προκειμένου να επιτύχει τις αναμενόμενες δυνατότητες της. Για αυτό το λόγο αναμένουμε το 5G να εξελιχθεί και έπειτα από κάποια στιγμή να πετύχει πλήρως τις αναμενόμενες δυνατότητες του.

Τα Δίκτυα 5G υπόσχονται να προσφέρουν αυξημένες ταχύτητες σε πολλαπλούς ταυτόχρονους χρήστες του δικτύου, να προσφέρουν αύξηση του διαθέσιμου εύρους ζώνης, υποσχόμενα σχεδόν μηδαμινό χρόνο απόκρισης. Για να το πετύχουν αυτό χρησιμοποιούν παράλληλα διάφορες τεχνικές για την βελτίωση της αποδοτικότητας του δικτύου, όπως τεχνικές μείωσης της ενεργειακής κατανάλωσης, τεχνικές αποδοτικής αξιοποίησης φάσματος, τεχνικές ταξινόμησης χρηστών κ.ο.κ.

Όπως κάθε γενιά που προηγήθηκε, η νέα γενιά δικτύων εκτός από νέα χαρακτηριστικά φέρνει και σημαντικές αλλαγές που πρέπει να ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις των χειριστών αλλά και των χρηστών του δικτύου. Αυτό που περιμένουμε από τα δίκτυα πέμπτης γενιάς είναι σημαντικά βελτιωμένη λειτουργική απόδοση (operational performance), όπως αποδοτική χρήση του διαθέσιμου φάσματος (spectral efficiency), υψηλούς ρυθμούς μεταφοράς δεδομένων (high data rates), μικρή καθυστέρηση (low latency), προσφέροντας μία σαφώς βελτιωμένη εμπειρία χρήσης για τους χρήστες του δικτύου.

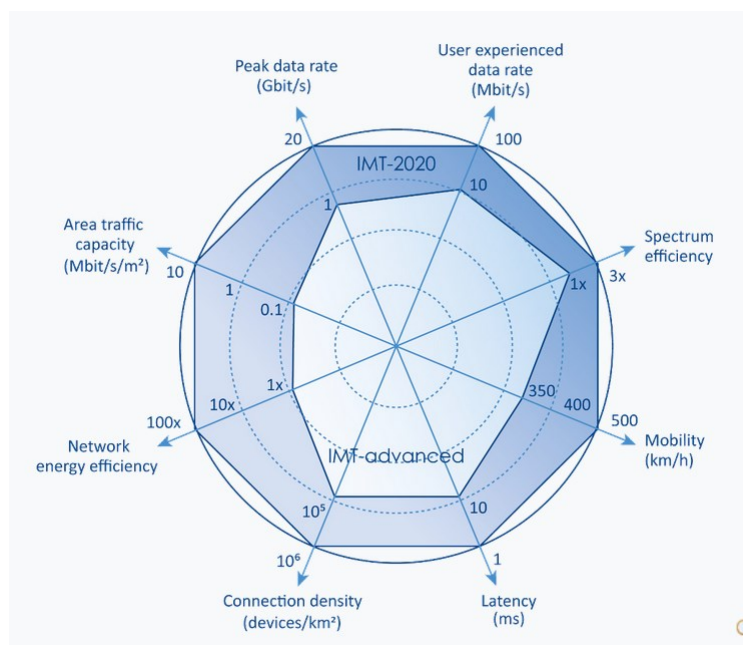
3.2 Πώς προκύπτουν τα νέα πρότυπα για τα δίκτυα πέμπτης γενιάς

Το International Telecommunication Union (ITU) ορίζει τις βασικές αρχές και ιδέες οι οποίες θα διέπουν τα δίκτυα, ενώ το 3GPP είναι υπεύθυνο για την ανάπτυξη αυτών των προτύπων. Από τις αρχές του 2010, εν αναμονή της ευρείας εφαρμογής των δικτύων τέταρτης γενιάς, υπήρχαν ήδη προβλέψεις ότι μέσα στην επόμενη δεκαετία, το συνολικό πλήθος των

δεδομένων που διακινούνται μέσω του δικτύου θα αυξηθεί δραματικά. Παρά τις δυνατότητες που έφεραν τα δίκτυα της τέταρτης γενιάς, ήταν εμφανές ότι δεν είναι σε θέση να ικανοποιήσουν ένα υπέρμετρο πλήθος χρηστών. Έτσι ξεκίνησαν οι πρώτες συζητήσεις για τις αρχές που θα πρέπει να διέπουν τα δίκτυα πέμπτης γενιάς.

Η ονομασία που καθορίστηκε από το ITU για να προσδιορίσει τις προδιαγραφές που διέπουν τα δίκτυα πέμπτης γενιάς ήταν 'IMT-2020'. Ο ίδιος οργανισμός είναι υπεύθυνος να προσδιορίσει τις προδιαγραφές που θα πρέπει να ακολουθήσουν οι κατασκευαστές και οι πάροχοι των δικτύων αυτής της γενιάς. Ακόμη και μετά την εμπορική διάθεση μίας γενιάς δικτύων, πρότυπα που αφορούν τις προηγούμενες γενιές συνεχίζουν να παρουσιάζονται ή να ανανεώνονται τα υπάρχοντα. Για παράδειγμα υπάρχουν εκδόσεις που μπορεί να καθορίζουν χαρακτηριστικά και πρότυπα και για την τέταρτη και για την πέμπτη γενιά δικτύων.

Πάμε να δούμε ποια είναι η αναμενόμενη εξέλιξη των δικτύων τέταρτης γενιάς προς τα δίκτυα πέμπτης γενιάς:



Σχήμα 3.1: Σύγκριση του IMT-Advanced και του IMT-2020 [35]

Τα 5G δίκτυα πρέπει να είναι σε θέση να ανταποκριθούν στις ανάγκες που δημιουργεί η ύπαρξη και η διεύρυνση του δικτύου των πραγμάτων (Internet of Things), προσφέροντας αποδεκτά επίπεδα ενεργειακής κατανάλωσης, κόστος απόκτησης εξοπλισμού και εφαρμογής δικτύου και λειτουργικό κόστος. Πρέπει να υποστηρίζει ένα ευρύ φάσμα από εφαρμογές και υπηρεσίες.

Τα δίκτυα πέμπτης γενιάς είναι μια έννοια που είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με το IoT. Το IoT, αναμένεται να παίξει καθοριστικό ρόλο σε πολλούς τομείς της καθημερινής μας ζωής, οπότε και τα δίκτυα πέμπτης γενιάς αναμένεται να αποτελέσουν σημαντικό αρωγό στην ανάπτυξη και την εκ νέου διαμόρφωση πολλών τομέων όπως:

1. Δημόσια ασφάλεια

2. Broadcasting/Media delivery
3. Αυτοκινητοβιομηχανία
4. Εκπαίδευση
5. Aeronautical - Drones
6. Δημόσια και προσωπική υγεία
7. Αυτοματοποίηση εργασιών
8. Γεωργία

3.2.1 Περιπτώσεις χρήσης δικτύων πέμπτης γενιάς

Στο επίσημο πρότυπο τεχνικών προδιαγραφών IMT-2020, σύμφωνα με το ITU-R για τα δίκτυα πέμπτης γενιάς, ορίζονται 3 διαφορετικές περιπτώσεις χρήσης. Ας δούμε παρακάτω τις τρεις αυτές περιπτώσεις (σενάρια) χρήσης [35]:

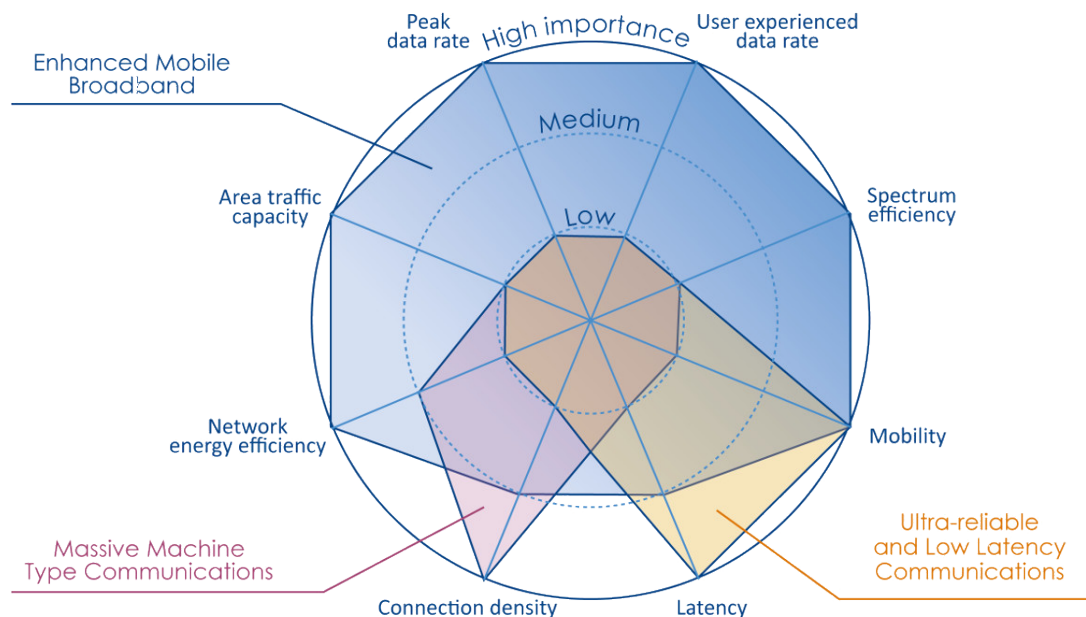
1. Enhanced Mobile Broadband (eMBB)
2. Ultra-reliable and Low Latency Communications (URLLC)
3. Massive Machine-Type Communications (mMTC)

Το ITU έχει ταξινομήσει τις υπηρεσίες που θα προσφέρονται από τα δίκτυα πέμπτης γενιάς σε αυτές τις τρεις κατηγορίες και έχει καθορίσει ποιες υπηρεσίες επίπτουν σε κάθε μία από αυτές τις κατηγορίες.

Enhanced Mobile Broadband

Σκοπός είναι η δημιουργία ενός δικτύου, που να δίνει μεγάλη βάση στην παρεχόμενη ποιότητα υπηρεσίας. Οι δυνατότητες του δικτύου θα πρέπει να αποσκοπούν στην βέλτιστη παροχή κάλυψης, ανεξαρτήτως του σεναρίου χρήσης, είτε οι χρήστες είναι σταθεροί, είτε μετακινούνται με υψηλές ταχύτητες εντός του δικτύου, είτε βρίσκονται όλοι συνωστισμένοι σε ένα σημείο. Σε τέτοιες περιπτώσεις τίθενται πολλά ακόμα ζητήματα όπως το handover, στο οποίο μελετάμε την περίπτωση στην οποία ο χρήστης θα πρέπει να εξυπηρετηθεί από διαφορετικό σταθμό βάσης κατά την κίνηση του. Το handover με τη σειρά του θέτει σημαντικούς περιορισμούς προς την αποδεκτή καθυστέρηση ώστε να μην υποβαθμίζεται η παρεχόμενη ποιότητα υπηρεσίας προς το χρήστη.

Καθώς το Enhanced Mobile Broadband εδραιώνεται στα δίκτυα πέμπτης γενιάς μπορεί να συνεισφέρει σε πολλά σενάρια χρήσης, όπως είναι η δημιουργία hot spots, η παροχή ευρωζωνικών υπηρεσιών οπουδήποτε όπως και στα μέσα μαζικής μεταφοράς, σε περιπτώσεις όπου υπάρχει ανάγκη για μαζική μεταφορά δεδομένων, σε δραστηριότητες μεγάλης κλίμακας όπως συναυλίες και για τη βελτιστοποίηση των εφαρμογών πολυμέσων [5].



Σχήμα 3.2: Περιπτώσεις χρήσης IMT-2020 [35]

Ultra-reliable and Low Latency Communications (URLLC)

Η δραστική μείωση της χρονοκαυστέρησης από τα δίκτυα τέταρτης γενιάς στα δίκτυα πέμπτης γενιάς, θα καθορίσει σαφώς τη βελτιστοποίηση του δικτύου. Σημαντικό παράδειγμα της σημασίας αυτής της μείωσης είναι η βελτιστοποίηση των αποφάσεων που είναι κρίσιμο να λαμβάνονται σε πραγματικό χρόνο (real time), όπως η αντίδραση στα αυτόνομα οχήματα. Ο χρόνος που θα χρειαζόταν - υπό τις ίδιες συνθήκες - ένα αυτόνομο όχημα να λάβει τα δεδομένα για μία απόφαση στα δίκτυα τέταρτης γενιάς, είναι σαφώς μεγαλύτερος από ότι στα δίκτυα πέμπτης γενιάς.

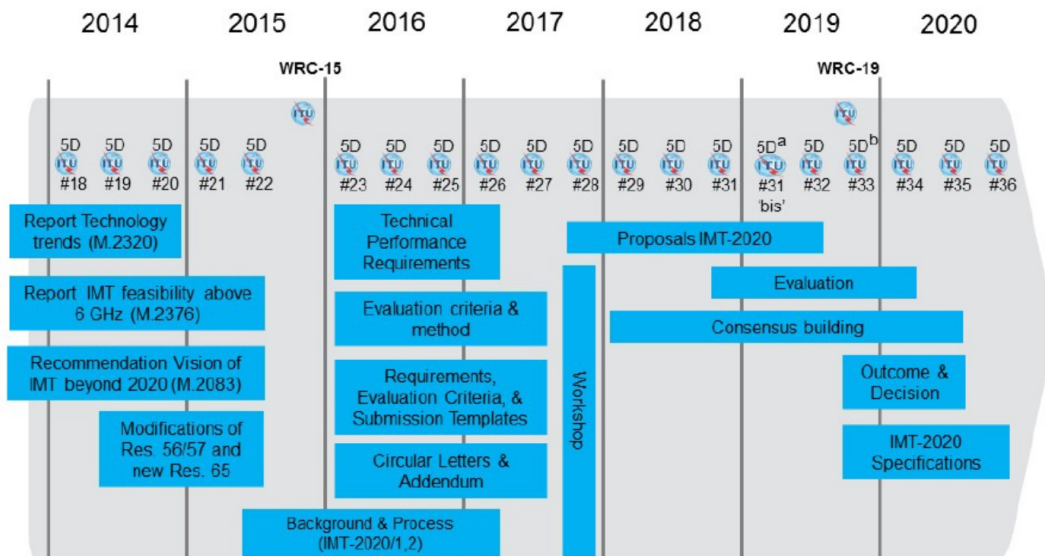
Το δεύτερο σενάριο χρήσης του IMT-2020 αναφέρεται στην υποστήριξη αξιόπιστης επικοινωνίας χαμηλής καθυστέρησης. Σε τέτοιες περιπτώσεις είναι επιθυμητή η επίτευξη συνεχούς και αδιάλειπτης επικοινωνίας. Το σενάριο χρήσης αυτό αναφέρεται σε εφαρμογές με πολύ σαφείς και αυστηρές απαιτήσεις ως προς την ασφάλεια και την εφαρμογή τους (safety-critical, mission-critical). Παραδείγματα της καθημερινότητάς μας τα οποία εντάσσονται στις περιπτώσεις χρήσης του σεναρίου URLCC είναι οι ιατρικές εγχειρίσεις εφαρμογές, εφαρμογές που χρειάζονται πλήθος δεδομένων για λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο, όπως τα αυτόνομα έξυπνα αυτοκίνητα, τα διασυνδεδεμένα αυτόνομα οχήματα κλπ. Για την αξιολόγηση της απόδοσης σε αυτά τα σενάρια χρήσης χρησιμοποιούνται μετρικές όπως η χρόνο-καθυστέρηση και η πιστότητα.

Massive Machine-Type Communications (mMTC)

Το τελευταίο σενάριο χρήσης που έχει οριστεί ονομάζεται Massive Machine Type Communications (mMTC) και αναφέρεται στην περίπτωση που το δίκτυο μας υποστηρίζει εφαρμογές που αξιοποιούν την τεχνολογία IoT. Σε αυτήν την περίπτωση έχουμε την ανάγκη υποστήριξης ενός μεγάλου πλήθους διαφορετικών ασύρματων συσκευών με πολλά διαφορετικά χαρακτηριστικά εντός του δικτύου. Οι συσκευές αυτές μπορεί να είναι μικροί αισθητήρες μέχρι και έξυπνες συσκευές που θα υποστηρίξουν το 5G Δίκτυο. Βασικός στόχος του συγκεκριμένου σεναρίου χρήσης είναι η επίτευξη χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας αλλά και η ροή μικρού όγκου δεδομένων από και προς ένα τεράστιο πλήθος διασυνδεδεμένων συσκευών, που θα χαρακτηρίζονται από μηχανισμούς εξοικονόμησης ενέργειας.

3.3 Ιστορική αναδρομή

Η διαμόρφωση των χαρακτηριστικών και ο σαφής καθορισμός των απαιτήσεων από την πέμπτη γενιά δικτύων είναι μια πολύχρονη διαδικασία, η οποία ξεκίνησε από το ITU-R πριν αρκετά χρόνια, συνεχίζεται ακόμα και σήμερα και αναμένεται να συνεχίσει ακόμα και στα επόμενα χρόνια. Η πρόοδος που ως ώρας έχει ακολουθήσει, φαίνεται στο χρονοδιάγραμμα της εικόνας 3.3:



Σχήμα 3.3: Χρονοδιάγραμμα διαμόρφωσης χαρακτηριστικών της πέμπτης γενιάς δικτύων

Το πρότυπο IMT-2020 καθορίζει όλα τα χαρακτηριστικά που απαιτούνται από τα δίκτυα πέμπτης γενιάς, όπως αυτά έχουν οριστεί από το ITU-R. Με το τέλος του 2020 αναμένεται να έχει ολοκληρωθεί εντελώς η διαμόρφωση του προτύπου, ωστόσο αρκετά τμήματα του έχουν ήδη ολοκληρωθεί.

Στο σχήμα 3.4 μπορούμε να δούμε κάποιες από τις απαιτήσεις της πέμπτης γενιάς σε σύγκριση με την τέταρτη γενιά, όπως αυτές έχουν ήδη καθοριστεί:

Item	4G	5G
Μέγιστη ταχύτητα	1.45 Gigabits/sec	10 Gigabits/sec
Καθυστέρηση	40-50 milliseconds	<10 milliseconds
Συνδεσιμότητα	1 million devices/sq.mile	10 – 100 thousand devices/sq.mile
Energy efficiency	90% more than 5G	-
Όγκος δεδομένων	10 TB/sq. kilometer	0.1 TB/sq. kilometer
Mobility	350 KM/H	500 KM/H

Σχήμα 3.4: Σύγκριση του 4G και του 5G [36]

Μια σημαντική στιγμή για την πορεία των δικτύων πέμπτης γενιάς είναι η ολοκλήρωση του release 16 από τον οργανισμό 3GPP στις 3 Ιουλίου 2020. Η έκδοση αυτή αποτελεί το δεύτερο σετ χαρακτηριστικών που ολοκληρώθηκε και εκδόθηκε για την 5G New Radio (NR) τεχνολογία. Στην προηγούμενη έκδοση (έκδοση 15), τέθηκαν τα θεμέλια για την εμπορική χρήση και εφαρμογή τοπολογιών δικτύων πέμπτης γενιάς, με ιδιαίτερη έμφαση να δίνεται στις κινητές ευρυζωνικές τηλεπικοινωνίες. Συγκριτικά με την προηγούμενη έκδοση, η έκδοση 16, προσθέτει νέες δυνατότητες και επεκτείνει την προηγούμενη έκδοση, προσφέροντας τη δυνατότητα αξιοποίησης μη εξουσιοδοτημένου φάσματος, βιομηχανικές εφαρμογές του διαδικτύου των πραγμάτων και πολλές εφαρμογές στην αυτοκινητοβιομηχανία.

Η επόμενη έκδοση, η έκδοση 17, αναμένεται το 2021. Σύμφωνα με το [8], μέχρι τις 19/10/2020 υπάρχουν 129 deployments των δικτύων 5G στον κόσμο. Η Έκδοση 15 περιείχε μια αρχική περιγραφή των 5G Δικτύων και αναφερόταν κυρίως στις εμπορικές εφαρμογές των δικτύων πέμπτης γενιάς. Από πολλούς χαρακτηρίζεται ως η Πρώτη Φάση των τεχνικών χαρακτηριστικών των δικτύων πέμπτης γενιάς. Όπως είναι λογικό, η Έκδοση 16 ονομάζεται ως η Δεύτερη Φάση καθορισμού των χαρακτηριστικών των δικτύων πέμπτης γενιάς.

Για να είμαστε σε θέση να υποστηρίξουμε ότι τα δίκτυα πέμπτης γενιάς που έχουν τεθεί σε λειτουργία είναι όντως αυτόνομα 5G δίκτυα, θα πρέπει να πληρούνται οι τελικές προδιαγραφές των δικτύων επόμενης γενιάς που έχουν τεθεί από τη Διεθνή Ένωση Τηλεπικοινωνιών (ITU), οι οποίες ακούν στο όνομα International Mobile Telecommunication System-2020 ή απλούστατα IMT-2020. Είναι πολύ σημαντικό να το πετύχουμε αυτό, ώστε να μπορούμε να υποστηρίξουμε με σιγουριά ότι τα δίκτυα αυτά είναι ικανά να καλύψουν πολλές συσκευές ταυτόχρονα συνδεδεμένες στο ίδιο δίκτυο.

Το πρότυπο ασύρματης επικοινωνίας (Air Interface) για τα 5G δίκτυα, θα περιγράφεται ως 5G New Radio (5G NR). Το συχνοτικό εύρος του 5G NR θα περιλαμβάνει χαμηλές συχνότητες - συχνότητες κάτω των 6 GHz- και υψηλές συχνότητες - άνω των 24 GHz-, εξασφαλίζοντας αυξημένες ταχύτητες σε σχέση με τις προηγούμενες γενιές, υψηλή επεκτασιμότητα δικτύου και αυξημένη απόδοση. Το συχνοτικό περιεχόμενο του 5G μπορεί να χωριστεί σε δύο συχνοτικές κλάσεις:

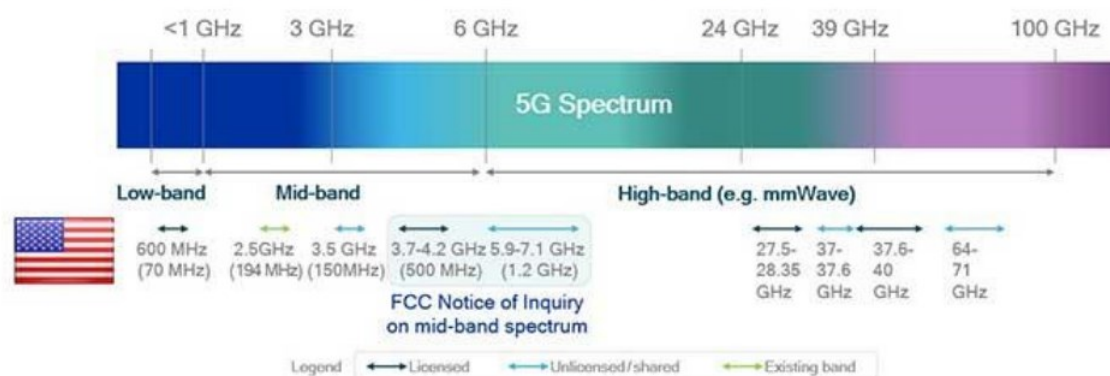
Το Εύρος Συχνοτήτων 1 (Frequency Range 1, FR1) ορίζεται ως το φασματικό εύρος

από 410 MHz μέχρι 7125 MHz [55]. Το συχνοτικό περιεχόμενο αυτής της κλάσης αναμένεται να αξιοποιηθεί για την υποστήριξη και την ικανοποίηση της παραδοσιακής επικοινωνίας του δικτύου. Μεγάλο μέρος αυτών των συχνοτήτων αναμένεται στη συνέχεια να αξιοποιηθεί για τη μεταφορά δεδομένων και όχι απλής απεικονιστικής. Αξιοποιούνται πολλές συχνότητες οι οποίες αξιοποιούνται και από την τέταρτη γενιά δικτύων και άλλες υπηρεσίες. Κάποια συχνοτικά τμήματα (frequency bands), αξιοποιούνται για χρήση Frequency Division Duplex (FDD) και Time Division Duplex.

Το Εύρος Συχνοτήτων 2 (Frequency Range 2, FR2) ορίζεται ως το φασματικό εύρος από 24250 MHz μέχρι 52600 MHz [55]. Αυτό το συχνοτικό περιεχόμενο ξεκίνησε πρόσφατα να χρησιμοποιείται και η αξιοποίηση του αναμένεται να εκτιναχθεί με την αξιοποίηση του εύρους συχνοτήτων από 30 έως 300 GHz, γνωστή ως ζώνη χιλιοστών ή χιλιοστομετρικά κύματα (mmWave). Η αξιοποίηση ενός τόσο μεγάλου εύρους ζώνης είναι πολύ σημαντική. Μιλάμε για συχνότητες που μέχρι και σήμερα δεν αξιοποιούνταν κυρίως λόγω των περιορισμών που έθετε η υπάρχουσα τεχνολογία που υπήρχε. Μια πιο επεξηγηματική αναπαράσταση του εκμεταλλευόμενου φάσματος συχνοτήτων από το 5G NR παρουσιάζεται στην Εικόνα 3.5. Οι συχνότητες κάτω των 6 GHz αναφέρονται στο FR1 και οι συχνότητες από τα 24 GHz έως τα 100++ GHz αναφέρονται στο FR2.

The FCC is driving key spectrum initiatives to enable 5G

Across low-band, mid-band, and high-band including mmWave



Σχήμα 3.5: Φασματικό εύρος πέμπτης γενιάς δικτύων [4]

Τα δίκτυα πέμπτης γενιάς θα πρέπει να χαρακτηρίζονται από ομοιογένεια ως προς τις υποδομές, τις τεχνολογίες και τους μηχανισμούς που αξιοποιούν ανεξαρτήτως του κατασκευαστή τους ή την περιοχή την οποία εξυπηρετούν. Ωστόσο, συγκεκριμένα ως προς τις συσκευές που τα απαρτίζουν (που αθροιστικά αποτελούν τις υποδομές του δικτύου), θα πρέπει να υπάρχει μία ετερογένεια, δηλαδή μια ποικιλία συσκευών, κάθε μία με συγκεκριμένους στόχους, ώστε να καλύπτονται όλα τα πιθανά σενάρια χρήσης του δικτύου αλλά και ενδεχόμενα σενάρια που μπορεί να προκύψουν στο μέλλον. Η ετερογένεια αυτή στα 5G Δίκτυα προϋποθέτει την ενσωμάτωση μιας πληθώρας διαφορετικών υποδομών, που πρέπει να λειτουργούν αρμονικά και συνεργατικά μεταξύ τους, προκειμένου να εξασφαλιστεί ένας ικανοποιητικός έλεγχος και

ασφάλεια σε κάθε μία από αυτές τις υποδομές αλλά και συλλογικά στο δίκτυο.

Στο πλαίσιο αυτό, εξετάζεται ο διαχωρισμός του δικτύου σε πολλαπλά λογικά τμήματα δικτύου (network slices). Κάθε λογικό τμήμα είναι υπεύθυνο για συγκεκριμένες λειτουργίες μέσα στο δίκτυο, θα παραμένει ανεξάρτητο από τα υπόλοιπα, θα χαρακτηρίζεται από τη δική του αρχιτεκτονική, τα δικά του πρωτόκολλα και τη δική του λειτουργικότητα ανάλογα με την ενδεδειγμένη λειτουργία του και τις απαιτήσεις που καλείται να ικανοποιήσει. Κάθε ξεχωριστό λογικό τμήμα θα πρέπει να συνδέεται με τα υπόλοιπα ώστε να διαμορφώνει το συνολικό δίκτυο. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με φυσική ή εικονική σύνδεση. Κατά συνέπεια, θα πρέπει να υπάρχει ένας υπεύθυνος συντονισμού, ένας διαχειριστής του δικτύου, που θα εξασφαλίζει την εύρυθμη λειτουργία του κάθε τμήματος και του δικτύου συνολικά.

3.4 Υποδομές δικτύων

Σε μεγάλο βαθμό οι προηγούμενες γενιές δικτύων χαρακτηρίζονταν από απλοϊκές υποδομές. Βασικό στοιχείο αυτών των υποδομών ήταν οι σταθμοί βάσης. Μέχρι πρότινος, οι σταθμοί βάσης που χρησιμοποιούνταν στο δίκτυο ανήκαν όλοι σε μία κατηγορία, με κοινά χαρακτηριστικά όπως εμβέλεια, ισχύ σήματος και σαν αποτέλεσμα είχαν παρόμοιες δυνατότητες και στο πλήθος χρηστών που μπορούσαν να ικανοποιήσουν. Παρόλο που αυτός ο τρόπος δόμησης του δικτύου είχε μία αίσθηση δικαιοσύνης (καθώς όλοι οι χρήστες εξυπηρετούνταν από σταθμούς βάσης με ίδιες δυνατότητες), ήταν αρκετά απλοϊκός, η απόδοση του είναι αμφισβητούμενη.

Για τις πρώτες γενιές δικτύων αυτή η λειτουργικότητα ήταν αρκετά αποδοτική καθώς η κίνηση του δικτύου εντοπιζονταν κυρίως στο κατέβασμα δεδομένων και όχι στο ανέβασμα δεδομένων από τις διασυνδεδεμένες συσκευές. Σε αυτήν την προσέγγιση δηλαδή, αντιμετώπιζονταν το Δωωνλινκ (ΔΛ) και το Υπλινκ (ΥΛ) ως ένα ενιαίο δίκτυο και η αντιστοίχιση των χρηστών σε σταθμούς γινόταν ταυτόχρονα και για τα δύο δίκτυα. Πλέον, μπαίνοντας στη πέμπτη γενιά δικτύων μία τέτοια προσέγγιση δεν είναι καθόλου αποδοτική. Αντιθέτως τα δίκτυα για κατέβασμα δεδομένων (ΔΛ) και για ανέβασμα δεδομένων (ΥΛ) πρέπει να αντιμετωπίζονται ως διαφορετικά δίκτυα. Πριν προχωρήσουμε με την επεξήγηση της ανάγκης διαχωρισμού του δικτύου, ας αναλύσουμε τους σταθμούς βάσεις που εντοπίζονται στο δίκτυο.

3.4.1 Σταθμοί βάσης

Η πέμπτη γενιά δικτύων θα πρέπει να έχει μια πληθώρα υποδομών που να συμπληρώνουν η μία την άλλη προκειμένου να λειτουργεί το δίκτυο. Μία από τις πιο σημαντικές υποδομές είναι οι σταθμοί βάσης οι οποίοι θα πλαισιώνουν το δίκτυο. Οι σταθμοί βάσης αποτελούν το μέσο με το οποίο ο κάθε χρήστης του δικτύου μπορεί να συνδεθεί στο δίκτυο, τόσο για τη λήψη όσο και την αποστολή δεδομένων αλλά και όλης της επικοινωνίας του. Οι σταθμοί βάσης που απαρτίζουν το δίκτυο, συναντώνται σε πολλά είδη, το κάθε ένα με διαφορετικό μέγεθος, δυνατότητες και απαιτήσεις. Τα διαφορετικά αυτά είδη σταθμών βάσης ενδείκνυνται για διαφορετικά σενάρια χρήσης, γεγονός το οποίο σημαίνει πώς είναι απαραίτητη η ταυτόχρονη

αξιοποίηση σύμφωνα με τις ανάγκες του δικτύου. Ας δούμε παρακάτω τους βασικούς τύπους σταθμών βάσης στα δίκτυα πέμπτης γενιάς:

Macro cells

Τα macro cells αποτελούν τους βασικούς σταθμούς βάσης του δικτύου. Είναι σταθμοί βάσης μεγάλης εμβέλειας και ισχύος. Αυτοί οι σταθμοί βάσης χρησιμοποιούν κεραίες μεγάλης ισχύος [18] και προσφέρουν μεγάλη κάλυψη στο δίκτυο, δηλαδή καλύπτουν μια ευρεία περιοχή του δικτύου και αντίστοιχα ένα μεγάλο πλήθος χρηστών. Συνήθως η τοποθέτηση της κεραίας γίνεται σε μεγάλες κατασκευές και σε μεγάλο ύψος, ώστε να προσφέρουν κάλυψη πάνω από μεγάλα κτίρια και να περιορίσουν την απώλεια σήματος. Η ισχύς τους συχνά κειμένεται στις δεκάδες watts. Όλοι οι Macro cell σταθμοί βάσης έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, με αποτέλεσμα να μπορούν όλοι να ικανοποιήσουν παρόμοιο πλήθος χρηστών [13].

Small cells

Η αποδοτική επίτευξη των στόχων των δικτύων επόμενης γενιάς μπορεί να επιτευχθεί μέσα από την ενσωμάτωση των smallcells στις υποδομές του δικτύου, συμπληρωματικά με τη χρήση των macro cells. Η αξιοποίηση τους αναμένεται να επιφέρει πολλές βελτιώσεις στο δίκτυο, τόσο σε επίπεδο κατανάλωσης ενέργειας όσο και στην βελτίωση της ικανοποίησης των χρηστών.

Ο πολλαπλασιασμός των ενεργών σταθμών βάσης αναμένεται να φέρει σημαντικά αποτελέσματα. Παρόλο που μια τέτοια κίνηση, ενδεχομένως να φέρει σημαντική αύξηση στην καταναλισκόμενη από το δίκτυο ενέργεια, αναμένεται να συμβάλλει σημαντικά στην ικανοποίηση μεγαλύτερου πλήθους χρηστών, ανεξάρτητα από το πόσο διάσπαρτοι είναι αυτοί στο δίκτυο. Αυτή η κατεύθυνση είναι απόρροια από τις αυξημένες ανάγκες για ικανοποίηση χρηστών ιδιαίτερα πλέον με την εισαγωγή του Internet of Things.

Η εγκατάσταση πολλαπλών Smallcells στο δίκτυο, αναμένεται να μειώσει σημαντικά το κόστος ανάπτυξης του δικτύου. Το κόστος απόκτησης τους είναι σαφώς μικρότερο από το κόστος απόκτησης macro cells ενώ αντίστοιχα και το κόστος εγκατάστασης τους είναι αρκετά χαμηλό έως ανύπαρκτο. Αυτοί οι σταθμοί βάσης μπορούν να προσφέρουν υπηρεσίες κάλυψης χρηστών σε σημεία του δικτύου που τα macro cells αδυνατούν να υποστηρίξουν ή προσφέρουν αδύναμη κάλυψη (για παράδειγμα, σε περιπτώσεις Non Line Of Sight (NLOS)). Οι χρήστες που θα συνδέονται σε smallcell σταθμό βάσης θα βρίσκονται σε μικρές αποστάσεις από το σταθμό βάσης (συγκριτικά με μια αντιστοίχιση με κάποιο macro cell), άρα θα επιδέχονται μικρότερη μείωση ισχύος στο σήμα που λαμβάνουν.

Τα smallcells ανάλογα με την περιοχή κάλυψης τους, που ξεκινάει από λίγα μέτρα και φτάνει έως και κάποια χιλιόμετρα [32] και την ισχύς σήματος που εκπέμπουν, μπορούν να ταξινομηθούν σε κατηγορίες σταθμών βάσης, οι οποίες απευθύνονται σε συγκεκριμένα σενάρια χρήσης. Οι εν λόγω κατηγορίες είναι οι ακόλουθες:

- Femtocell

Το femtocell είναι το μικρότερο (ως προς την περιοχή κάλυψης) smallcell και ταυτόχρονα το πιο σύνηθες στην καθημερινότητα μας. Πολλές φορές μπορεί να το συναντήσουμε και με μια εναλλακτική ορολογία ως femto Access Point (AP) [28]. Ένα femtocell μπορεί να εγκατασταθεί από τον ίδιο το χρήστη, χωρίς την αξιοποιώντας είτε εξοπλισμό του εκάστοτε παρόχου είτε εξοπλισμό που επιλέχθηκε από το χρήστη. Η χρήση τους επιφέρει θετικά αποτελέσματα για τους καταναλωτές.

Η κοντινότερη απόσταση τους από το femtocell (σε σχέση με το macrocell) μεταφράζεται σε αυξημένους ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων και σημαντική αύξηση στη διάρκεια ζωής της μπαταρίας της συσκευής τους. Με την αξιοποίηση femtocell επιτυγχάνεται αποσυμφόρηση του δικτύου καθώς όλο και περισσότεροι macrocell σταθμοί βάσης παραμένουν ελεύθεροι για χρήστες που βρίσκονται μακριά από το σπίτι τους ή που έχουν υπερβολικά μεγάλες απαιτήσεις από το δίκτυο. Όλα αυτά συντελούν στην επέκταση της συνολικής περιοχής κάλυψης του δικτύου.

- Picocell

Το picocell αποτελεί την αμέσως επόμενη κατηγορία small cell στην ιεραρχία, καθώς η περιοχή κάλυψής του δεν περιορίζεται μόνο εντός κατοικιών, αλλά επεκτείνεται και σε μεγαλύτερες περιοχές-συγκροτήματα, όπως ένα μικρό κτίριο [30]. Ο ρόλος τους είναι να επεκτείνουν την περιοχή κάλυψης του δικτύου, ιδιαίτερα σε περιοχές όπου δεν είναι εφικτή η ικανοποίηση χρηστών από τα macrocell.

Προσφέρουν πολύ πολύ χαμηλό κόστος απόκτησης και συντήρησης και ευέλικτη εγκατάσταση συμβάλλοντας στην διατήρηση ικανοποιητικών ρυθμών μετάδοσης και λήψης δεδομένων στις συσκευές των χρηστών και στην επίτευξη καλύτερης ενεργειακής απόδοσης, καθώς οι συσκευές των χρηστών λειτουργούν με χαμηλότερη ένταση κεραίας για να επιτύχουν τον απαραίτητο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων που επιζητούν. Ένα picocell συνήθως μπορεί να καλύψει μια ευρύτερη περιοχή που περιορίζεται μέχρι και τα διακόσια (200) μέτρα.

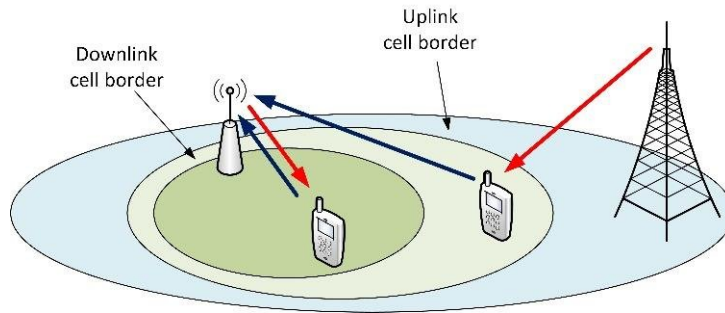
- Microcell

Το microcell είναι το μεγαλύτερο ως προς την περιοχή κάλυψης διαθέσιμο smallcell. Η περιοχή που εξυπηρετεί συνήθως είναι μεγάλα σε έκταση συγκροτήματα, όπως π.χ. ένα ξενοδοχείο ή ένας σταθμός τρένου. Αν και το μέγεθος του και οι ικανότητες του είναι σαφώς μεγαλύτερες από ένα picocell, συχνά δεν είναι εφικτός ο σαφής διαχωρισμός τους. Τα microcell χρησιμοποιούν μηχανισμούς διαχείρισης ενέργειας για να περιορίσουν την ακτίνα δράσης τους. Η ακτίνα κάλυψης μιας μονάδας microcell περιορίζεται στα 2 χιλιόμετρα. [29]

3.5 Διαχωρισμός κατευθύνσεων Downlink και Uplink

Ένα ετερογενές δίκτυο οφείλει να έχει τις απαραίτητες υποδομές ώστε να καλύπτει την πληθώρα αναγκών διαφορετικών συνδρομητών που το απαρτίζουν. Θα πρέπει να αξιοποιεί

ταυτόχρονα τόσο macrocell όσο και smallcell σταθμούς για να ικανοποιεί διαφορετικά σενάρια χρήσης. Ένας σταθμός βάσης macrocell εκπέμπει σε σαφώς μεγαλύτερη ισχύ από ότι ένας σταθμός smallcell και κατ' επέκταση, είναι σε θέση να καλύψει μια μεγαλύτερη γεωγραφική περιοχή από χρήστες σε σχέση με οποιουδήποτε είδους smallcell. Κατά το κατέβασμα δεδομένων, οι ανάγκες είναι σαφώς μεγαλύτερες, οπότε είναι προτιμότερη μία αντιστοίχιση χρήστη με ένα σταθμό macrocell, ο οποίος ο οποίος εκπέμπει με μεγαλύτερη ισχύ.



Σχήμα 3.6: Downlink Uplink Decoupling [17]

Αντίστοιχα κατά το ανέβασμα δεδομένων, όπου η μετάδοση δεδομένων γίνεται από τα UEs στους σταθμούς βάσης, η ισχύ εκπομπής των UEs είθισται να είναι όμοια καθώς όλες οι κινητές συσκευές συνήθως έχουν παρόμοια ισχύ, λόγω των περιορισμών που διαθέτουν όπως την χωρητικότητα των μπαταριών με τις οποίες λειτουργούν. Πρακτικά, αυτό σημαίνει πως ένα UE το οποίο έχει καλύτερο σήμα ως προς ένα macrocell σε σχέση με ένα small cell στην DL περίπτωση, ίσως να ήταν προτιμότερο να συνδεθεί με ένα smallcell στην UL περίπτωση, εκμεταλλευόμενο τις μειωμένες απώλειες λόγω pathloss στο μεταδιδόμενο σήμα σε σχέση με μια πιθανή συσχέτιση με macrocell [37].

Η μέχρι πρότινος προσέγγιση θα ανάγκαζε το UE να συνδεθεί στον ίδιο σταθμό βάσης και στις δυο περιπτώσεις (κατέβασμα/ανέβασμα). Όμως, αυτή η προσέγγιση έχει ως συνέπεια, αυτό το UE που θα συνδεθεί σε κοντινότερο σταθμό βάσης, να έχει καλύτερο Signal-to-Noise Ratio (SNR) με αποτέλεσμα καλύτερο ρυθμό μετάδοσης δεδομένων. Κατανοούμε λοιπόν ότι ύπαρξη ενός DUD μηχανισμού αποτελεί μια πολύ αποδοτική προσέγγιση για τη μείωση σε ανάγκες για κατανάλωση ενέργειας από την πλευρά των UEs στην περίπτωση που πρέπει να ανεβάσουμε δεδομένα. Ας δούμε αναφορικά κάποια από τα προτερήματα χρήσης του διαχωρισμού:

1. Σαφή μείωση των παρεμβολών που δημιουργούνται

Μέσα από το μηχανισμό DUD κάθε χρήστης συνδέεται με τον πιο αποδοτικό προς αυτόν σταθμό βάσης, βάσει κάποιας μετρικής. Αυτό σημαίνει σαφή μείωση της απαραίτητης ισχύς εκπομπής από τη μεριά του χρήστη για τη σύζευξη του και πιθανώς και για τους σταθμούς βάσης. Αυτό σημαίνει μικρότερη εμβέλεια για κάθε σταθμό βάσης, χωρίς να υπολείπεται η μειώνεται η παρεχόμενη ποιότητα υπηρεσίας, με αποτέλεσμα να μειώνονται και οι παρεμβολές που δημιουργούνται από σταθμούς βάσης που εκπέμπουν σε όμοιες συχνότητες.

2. Αυξημένες ταχύτητες στην UL κατεύθυνση

Δεδομένου ότι UEs δεν είναι πλέον αναγκασμένοι να συνδέονται για όλες τις ανάγκες τους με τον ίδιο σταθμό βάσης σε κάθε κατεύθυνση (UL και DL), μπορούν να επιλέξουν το σταθμό βάσης ο οποίος θα ικανοποιήσει καλύτερα τις ανάγκες τους. Αυτό κρίνεται βάσει της μετρικής με την οποία γίνεται η αντιστοίχιση. Αυτό σημαίνει πως δοθείσης μια μετρικής ο χρήστης θα συνδεθεί στην κατεύθυνση DL με το σταθμό που θα του εξασφαλίσει την καλύτερη ταχύτητα κατεβάσματος δεδομένων και στην κατεύθυνση UL με το σταθμό που θα του επιτρέψει να μοιράζεται δεδομένα στο δίκτυο με το καλύτερο δυνατό ρυθμό μετάδοσης δεδομένων.

3. Ομοιόμορφη κατανομή φόρτουΕλευθερία στη κατανομή φόρτου χρηστών στα DL/UL δίκτυα

Με την ικανότητα των UEs να διαλέξουν το σταθμό αντιστοίχισης τους βάσει των αναγκών τους, έχουμε μια ομοιόμορφη κατανομή σε σταθμούς βάσης. Υπάρχει σαφής μείωση στο φόρτο που επωμίζονται οι macro cell σταθμοί βάσης και επίσης κάθε χρήστης συνδέεται με σταθμούς βάσης που βρίσκονται σε μικρή απόσταση από αυτόν.

Κεφάλαιο 4

Machine Learning

4.1 Εισαγωγή κεφαλαίου

Στο κεφάλαιο θα περιγραφεί η Μηχανική Μάθηση (MM) ή όπως αναφέρεται στην αγγλική βιβλιογραφία, Machine Learning (ML). Η MM προσφέρει άπειρες δυνατότητες, αξιοποιείται ήδη σε μεγάλη έκταση σε πολλούς τομείς της καθημερινής μας ζωής και αξιοποιείται σε διάφορους ερευνητικούς κλάδους. Η μελέτη της λοιπόν αλλά και η ένταξη της ως ένα δυνατό εργαλείο στα δίκτυα υπολογιστών θεωρείται αναπόφευκτη και αναμένεται να φέρει την επανάσταση στον τρόπο λειτουργίας τους και την απόδοσή τους.

Τα τελευταία χρόνια το πλήθος των συσκευών με ικανότητα σύνδεσης στο διαδίκτυο έχει αυξηθεί ραγδαία. Το πλήθος αυτό αναμένεται να αυξηθεί ακόμα περισσότερο πλέον, που το Διαδίκτυο των Πραγμάτων Internet of Things (IoT) αποτελεί πραγματικότητα. Αποτελεί έναν όρο που χρησιμοποιείται για να περιγράψει ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων συσκευών που αλληλεπιδρούν και συνεργάζονται μεταξύ τους για να πετύχουν κοινούς στόχους. [45]

Οι συσκευές αυτές έχουν πλέον διεισδύσει εις βάθος στην καθημερινή μας ζωή, στη δουλειά αλλά και στη ψυχαγωγία, αλλάζοντας την ριζικά. Όχι μόνο χρησιμοποιούνται αλλά έχουν δημιουργήσει καινούριες ανάγκες. Όλο και περισσότερες εφαρμογές παράγονται που αξιοποιούν τις ικανότητες αυτών των συσκευών οδηγώντας σε ραγδαία αύξηση στον όγκο δεδομένων που παράγονται και διακινούνται από τα ασύρματα και ενσύρματα δίκτυα υπολογιστών. Το μεγαλύτερο ποσοστό αυτών των δεδομένων θα προέρχεται από τα smartphones, ενώ αναμένεται στο μέλλον να εισαχθούν και πάρα πολλές συσκευές όπως αισθητήρες, με χρήσεις που ποικίλουν από ιατρικές εφαρμογές [42] μέχρι και καλλιέργειες [52]. Μέχρι το 2023 αναμένουμε περισσότερες από 29.3 εκατομμύρια διασυνδεδεμένες συσκευές [7].

Οι αναμενόμενες ανάγκες των δικτύων επιτάσσουν άμεσα την ανάπτυξη μηχανισμών και μεθόδων για την αποδοτική διαχείριση των διαθέσιμων δικτυακών πόρων αλλά και της κίνησης που αναπτύσσεται εντός του δικτύου. Αυτό μεταφράζεται σε ανάγκες επανεξέτασης της αρχιτεκτονικής του δικτύου, των υποδομών που το απαρτίζουν όσο και τον μηχανισμών που αξιοποιούνται. Παραδείγματα τέτοιων μηχανισμών αποτελούν τεχνολογίες δυναμικής διαμόρφωσης διαθέσιμου εύρους ζώνης [47], beamforming [62] κ.α.

Η αύξηση του πλήθους νέων συσκευών που εντάσσονται στο δίκτυο επιφέρει αύξηση και

στην ποικιλομορφία που το χαρακτηρίζει. Αυτό δημιουργεί την ανάγκη ανάπτυξης αρχιτεκτονικών δικτύων κινητής επικοινωνίας, που να αξιοποιούν μηχανισμούς ελέγχου (monitoring) και διαχείρισης (managing) των επιμέρους στοιχείων που απαρτίζουν το δίκτυο. Η ανάπτυξη τέτοιων μηχανισμών έχει αποτελέσει το ερευνητικό επίκεντρο στη μελέτη της MM ως προς τις δυνατότητες εισαγωγής της στα δίκτυα υπολογιστών αλλά και την παραγωγή ή βελτιστοποίηση μηχανισμών MM που βρίσκουν εφαρμογή σε αυτά.

Η ετερογένεια αυτή έχει σαν αποτέλεσμα αρκετά προβλήματα ανεξαρτήτως της δυσκολίας τους, να μην δύνανται να επιλυθούν από μηχανισμούς Μηχανικής Μάθησης. Αυτό οφείλεται στο ότι τα παραγόμενα δεδομένα αναπαρίστανται σε διάφορες μορφές με αποτέλεσμα η μορφή στην οποία βρίσκονται να μην είναι πάντα βελτιστοποιημένη για επεξεργασία. Επίσης πολλά από αυτά τα προβλήματα ενδέχεται να έχουν συγκεκριμένες απαιτήσεις τόσο ως προς το πλήθος αλλά και τη μορφή των δεδομένων που απαιτούν προς επεξεργασία. Τέτοιες απαιτήσεις περιλαμβάνουν την εξαγωγή συγκεκριμένου πλήθους από το συνολικό όγκο δεδομένων ή να την αλλαγή της αναπαράστασης τους έτσι για να μπορούν να αξιοποιηθούν προς επεξεργασία.

Σε γενικές γραμμές απαιτείται μεγάλος όγκος δεδομένων για την υποβοήθηση της MM, καθώς έτσι υπάρχουν αρκετά δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εκπαίδευσης (training data) για τους μηχανισμούς που εξετάζουμε. Αυτό είναι απαραίτητο για την εξαγωγή όλων των μοτίβων από τα δεδομένα μας, δηλαδή των σχέσεων που υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων, μειώνοντας την ανάγκη για προεπεξεργασία δεδομένων (pre-processing). Η γρήγορη επεξεργασία αποτελεί τον επόμενο στόχο στη MM, για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί χρόνου εκτέλεσης που θέτει η αξιοποίηση παραδοσιακών μαθηματικών τεχνικών (π.χ. θεωρίας παιγνίων) στα δίκτυα.

4.2 Εισαγωγή στην Μηχανική Μάθηση

Ας επεκταθούμε λίγο στην ανάλυση του όρου της Μηχανικής Μάθησης και σε μια βασική περιγραφή των αλγορίθμων και των τεχνικών που μπορούν να αξιοποιηθούν από τους δικτυακούς μηχανισμούς για τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου. Είναι σημαντικό πριν προχωρήσουμε στην αξιοποίηση της, να αναγνωρίσουμε τις δυνατότητες της MM, τις εφαρμογές της, ώστε να αξιολογήσουμε το που και πότε είμαστε σε θέση να την εφαρμόσουμε στα ασύρματα δίκτυα.

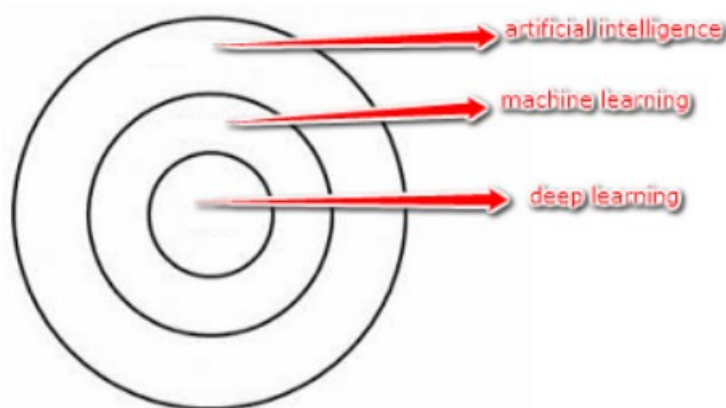
Ένας τυπικός ορισμός της MM σύμφωνα με το [53], την ορίζει ως ένα πρόγραμμα υπολογιστών το οποίο έχει την ικανότητα να μαθαίνει από την εμπειρία «E» για κάποια κλάση διαδικασιών «T» και μια μετρική απόδοσης «P», έτσι ώστε η μετρική «P» που μετράει την απόδοση στις διεργασίες «T» να βελτιώνεται μέσα από την εμπειρία «E».

Ως μάθηση μπορούμε να περιγράψουμε τη διαδικασία απόκτησης γνώσης. Οι άνθρωποι τυπικά μαθαίνουν από την εμπειρία τους, χάρις τη λογική που διαθέτουν. Σε αντίθεση με τους ανθρώπους, οι υπολογιστές δεν μαθαίνουν βάσει της λογικής, αλλά αντάυτου μαθαίνουν μέσα από αλγορίθμους και μέσα από δεδομένα. Για αυτό το λόγο είναι σημαντικό να βελτιστοποιούνται συνεχώς οι υπάρχοντες αλγόριθμοι ακόμα και να προσαρμόζονται σε συγκεκριμένες χρήσεις.

Οι αλγόριθμοι MM βασίζονται σε πολύ μεγάλο βαθμό στην επιστήμη της στατιστικής και αξιοποιούν ένα σύνολο δεδομένων που συχνά αναφέρεται ως δεδομένα εκπαίδευσης ή κατάρτισης (training dataset). Εκπαιδευόμενοι σε αυτά τα δεδομένα οι αλγόριθμοι εκπαιδεύονται και είναι ικανοί να πραγματοποιήσουν προβλέψεις και να παίρνουν αποφάσεις βάσει της περιπτώσεως εφαρμογής. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων μπορεί να αναπαρίστανται από πολλές και διαφορετικές μορφές [43].

Η MM αποτελεί ένα υποσύνολο της Τεχνητής Νοημοσύνης-TN (Artificial Intelligence (AI)). Θεωρητικά στην TN, οι μηχανές είναι σε θέση να μαθαίνουν και να λαμβάνουν στρατηγικές αποφάσεις για το πώς να λάβουν κάποια απόφαση με τον ίδιο τρόπο όπως και οι άνθρωποι. Μιμείται λοιπόν την ανθρώπινη νοημοσύνη και δίνει την ικανότητα στις μηχανές να κρίνουν με βάση τα δεδομένα και το περιβάλλον τους και να λαμβάνουν αποφάσεις αντίστοιχα.

Αντίστοιχα η MM αποτελεί υπερσύνολο της Βαθιάς Μάθησης - BM (Deep Learning - DL) [46]. Αποτελεί μία οικογένεια αλγορίθμων MM οι οποίοι αξιοποιούν Νευρωνικά Δίκτυα - ΝΔ (Neural Networks - NN) για τη λήψη αποφάσεων. Μπορούμε να δούμε μία αναπαράσταση των συνόλων που προαναφέρθηκαν παραπάνω στο σχήμα 4.1:



Σχήμα 4.1: Ανάλυση τεχνητής νοημοσύνης [41]

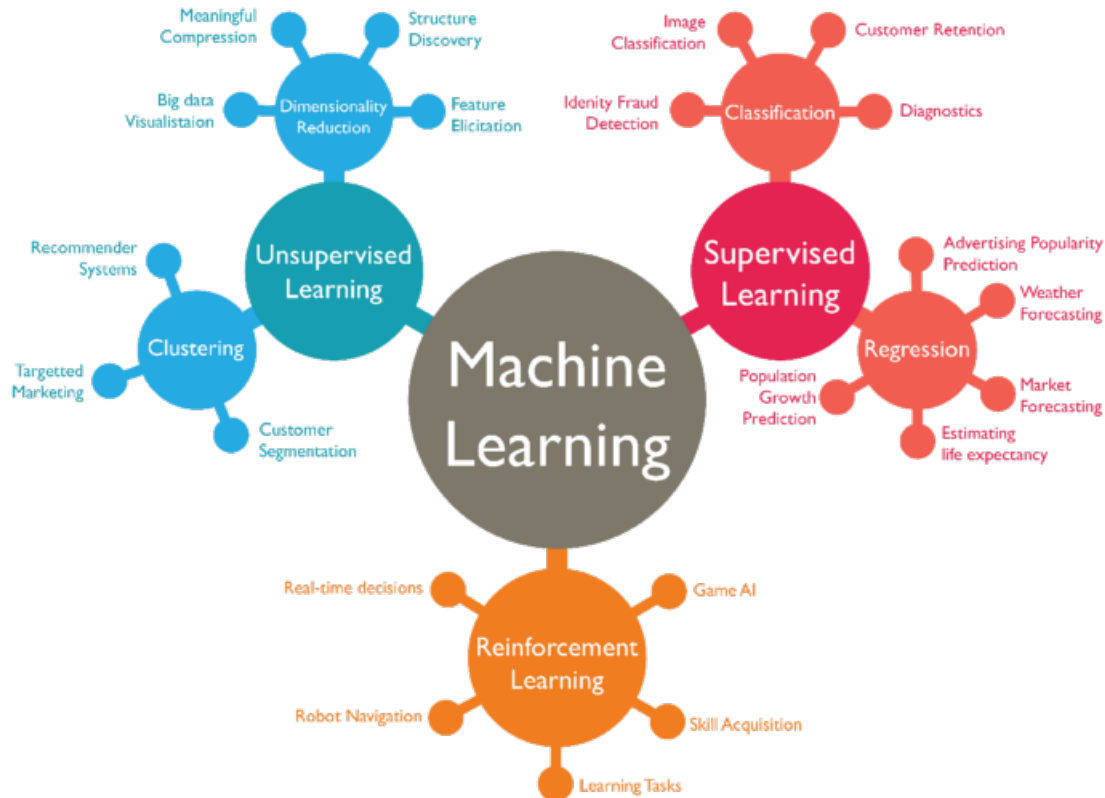
Δεν υπάρχει κανένα περιθώριο αμφισβήτησης ότι η MM και η TN αξιοποιούνται στο έπακρο και πως αναμένεται να αξιοποιηθούν ακόμα περισσότερο στο μέλλον. Αυτό καθιστά επιτακτική την ανάγκη διαχείρισης δεδομένων. Ένας όρος που χρησιμοποιείται ιδιαίτερα στην πληροφορική και στην ανάλυση δεδομένων είναι η έννοια των μεγάλων δεδομένων (Big Data). Σε αυτό το πλαίσιο η MM συνεισφέρει στη διαχείριση και την εκμετάλλευση αυτών των δεδομένων. Παραδείγματα διαχείρισης δεδομένων συναντάμε καθημερινά στη ζωή μας, είτε στην ψυχαγωγία μας είτε σε συνδρομητικές υπηρεσίες (streaming services), όπως το Netflix.

Σύμφωνα με το [58], υπάρχουν 4 υποκατηγορίες MM.

1. Supervised - Εποπτευόμενη Μάθηση
2. Unsupervised - Μη εποπτευόμενη Μάθηση

3. Semisupervised - Ημιεποπτευόμενη Μάθηση

4. Reinforcement Learning



Σχήμα 4.2: Μηχανική Μάθηση [64]

4.2.1 Supervised learning

Οι αλγόριθμοι supervised learning, αξιοποιούνται ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου έχουμε γνώση κάποιων χαρακτηριστικών για το σετ δεδομένων το οποίο εξετάζουμε. Αυτό χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός μηχανισμού που θα μας βοηθήσει να καθορίσουμε τις ιδιότητες που χαρακτηρίζουν κάποιο άλλο σετ δεδομένων.

Ουσιαστικά, αποτελεί ένα μηχανισμό, μία συνάρτηση η οποία, μαθαίνει μέσα από ένα σετ δεδομένων εκπαίδευσης (training data). Στο Supervised learning γνωρίζουμε ήδη το αναμενόμενο αποτέλεσμα, γνωρίζουμε δηλαδή τη σωστή πρόβλεψη που θέλουμε να εξάγουμε από τα δεδομένα μας και στη συνέχεια επιθυμούμε να εκπαιδεύουμε τον αλγόριθμο μας, ώστε από αυτά τα δεδομένα να μπορεί να εξάγει το σωστό αποτέλεσμα σε κάθε περίπτωση. Έτσι βάσει των δεδομένων και της δοθείσης απάντησης οι αλγόριθμοι πρέπει να αναγνωρίσουν τα μοτίβα και να παράξουν την απαραίτητη γνώση για να είναι σε θέση να κάνουν τη σωστή ταξινόμηση.

Έχουν ήδη αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι Supervised learning, όπου κάθε ένας φέρει τα δικά του πλεονεκτήματα αλλά και μειονεκτήματα. Κάθε ένας αλγόριθμος ενδείκνυται για

συγκεκριμένες περιπτώσεις και πρέπει να εξετάζεται το πόσο αποδοτικός είναι, χωρίς να υπάρχουν αλγόριθμοι οι οποίοι να θεωρούνται ικανότεροι από άλλους ανεξαρτήτως του είδους εφαρμογής. Παρακάτω αναφέρονται ενδεικτικά κάποιοι supervised learning αλγόριθμοι:

1. Decision Trees
2. Naive Bayes Classification
3. Μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων
4. Logistic Regression
5. Support Vector Machines
6. Ensemble methods

4.2.2 Unsupervised learning

Οι αλγόριθμοι unsupervised learning, βρίσκουν εφαρμογή σε περιπτώσεις όπου δεν γνωρίζουμε τις ιδιότητες που διέπουν το σετ δεδομένων που έχουμε προς επεξεργασία. Επιδιώκουμε να κατανοήσουμε τις σχέσεις που αναπτύσσονται μεταξύ των στοιχείων αυτού του σετ και να λάβουμε αποφάσεις.

Στη μη εποπτευόμενη μάθηση, οι αλγόριθμοι δεν έχουν κάποιο σετ training data. Αντιθέτως τους δίνεται ένα σετ δεδομένων που προέρχονται από κάποια πηγή και πρέπει μόνοι τους να εξάγουν αποτελέσματα και να πραγματοποιήσουν το classification μόνοι τους. Κυρίως χρησιμοποιούνται για την αναζήτηση κρυφών μοτίβων σε δεδομένα, με μεγάλη εφαρμογή στα κοινωνικά δίκτυα.

Ενδεικτικά αναφέρονται οι ακόλουθοι αλγόριθμοι unsupervised learning:

1. Clustering algorithms
2. Principal component Analysis
3. Singular Value Decomposition
4. Independent Component Analysis

4.2.3 Semi -supervised learning

Στην ημι-εποπτευόμενη μάθηση οι αλγόριθμοι τροφοδοτούνται με ένα όχι πλήρες σετ από training data αλλά θα πρέπει να εκπαιδευτούν από αυτό. Παράδειγμα εφαρμογής είναι η ταξινόμηση ταινιών βάσει κριτικών. Πάντα προστίθενται νέες κριτικές οι οποίες μπορούν να αλλάξουν δραματικά το αποτέλεσμα αναζήτησης.

4.2.4 Reinforced learning

Οι αλγόριθμοι Reinforced learning, θεωρούνται ως μία μίξη των παραπάνω δύο κατηγοριών. Υπάρχουν διαθέσιμες ορισμένες πληροφορίες για το σετ δεδομένων που μπορούν να αξιοποιηθούν κατά την εκτέλεση του αλγόριθμου, χωρίς όμως να γνωρίζουμε σαφείς ιδιότητες για τα δεδομένα.

Μπορούμε να πούμε ότι οι αλγόριθμοι εμπλουτίζονται από μία εξωτερική οντότητα η οποία παρέχει κάποιου είδους feedback είτε από το ίδιο το περιβάλλον εφαρμογής. Έτσι ο αλγόριθμος μαθαίνει και το αποτέλεσμα που παράγει αξιολογείται.

4.3 Εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης

Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει πλέον κυριαρχήσει και πλέον εφαρμόζεται σε διάφορους τομείς που συναντάμε καθημερινά, επηρεάζοντας περισσότερες πτυχές της ζωής μας από ότι έχουμε συνειδητοποιήσει. Η αξιοποίηση της είναι είτε άμεση είτε έμμεση και σίγουρα έχει αλλάξει ριζικά τον τρόπο με τον οποίο παίρνονται αποφάσεις. Η Τεχνητή Νοημοσύνη βρίσκει εφαρμογή στην πληροφορική μέσα από τη Μηχανική Μάθηση. Σε αυτήν την ενότητα θα συζητήσουμε κάποιες από τις εφαρμογές στις οποίες έχει ήδη αξιοποιηθεί ή αναμένεται να αξιοποιηθεί η Μηχανική Μάθηση.

Η αλγόριθμοι της MM βρίσκουν εφαρμογή σε πολλούς τομείς και δεν περιορίζονται στην επιστήμη των υπολογιστών. Παραδείγματος χάριν, υπάρχουν παραδείγματα εφαρμογής τόσο στον κλάδο των επιχειρήσεων [11], της διαφήμισης [34], ακόμα και της ιατρικής [49]. Ένας κλάδος ο οποίος έχει δει πολύ σημαντική εξέλιξη χάρις τη συμμετοχή της MM, είναι η αυτοκινητοβιομηχανία, με την ανάπτυξη μεθόδων και τεχνικών που βοηθούν την ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων. Στο [40], παρουσιάζεται μια μέθοδος αναγνώρισης οδικών σημάνσεων με σκοπό τη μείωση της επιρροής που έχει το περιβάλλον (όπως αλλαγές στην ορατότητα, στην φωτεινότητα) στη αναγνωσιμότητα τους από τους αισθητήρες.

Ιδιαίτερου ερευνητικού ενδιαφέροντος για το υπόβαθρο της παρούσης διπλωματικής - δηλαδή των δικτύων υπολογιστών - είναι έρευνες που περιλαμβάνουν μηχανισμούς για τον εντοπισμό κακόβουλου λογισμικού, ή την επεξεργασία δεδομένων για την εξαγωγή συμπερασμάτων στα δίκτυα υπολογιστών, τη δημιουργία ομάδων με κοινά χαρακτηριστικά, την πρόβλεψη εξελίξεων κ.ο.κ. Η χρήση της MM σε τέτοιες περιπτώσεις είναι πλέον μονόδρομος καθώς το χρονικό διάστημα που θα απαιτούσε η εξαγωγή αυτών των συμπερασμάτων και η αξιοποίηση τους από ανθρώπους θα ήταν ιδιαίτερα μεγάλο.

Στη συνέχεια θα εξετάσουμε κάποιες εφαρμογές MM που συνδέονται άμεσα με τα ζητήματα που πραγματεύεται η διπλωματική:

1. Πρόβλεψη κίνησης (Traffic prediction)
2. Ταξινόμηση κίνησης (Traffic classification)
3. Διαχείριση συμφόρησης (Congestion control)
4. Διαχείριση πόρων (Resource Management)

Predictions while commuting

Πρόβλεψη κίνησης (Traffic prediction)

Η πρόβλεψη της αναμενόμενης κυκλοφορίας που θα αναπτυχθεί στο δίκτυο είναι καταλυτικός παράγοντας για τη βελτίωση της λειτουργίας του δικτύου αλλά και τη διαχείριση διαθέσιμων πόρων του. Αυτό γίνεται όλο και πιο επιτακτικό, λαμβάνοντας υπόψιν τη συνεχώς αυξανόμενη ποικιλομορφία που χαρακτηρίζει τα δίκτυα υπολογιστών, ασύρματα και ενσύρματα.

Η MM βρίσκει εκτενή εφαρμογή σε αρκετές εφαρμογές πρόβλεψης διαδρομών που χρησιμοποιούνται καθημερινά. Οι τεχνικές MM χρησιμοποιούνται για την πραγματοποίηση προβλέψεων ώστε να διαμορφώσουν μία προτεινόμενη διαδρομή για τον τελικό χρήστη. Για να προτείνουν κάποια διαδρομή αξιολογούν δεδομένα, όπως το στίγμα GPS (Global Positioning System) του χρήστη, προκειμένου να κάνουν μία εκτίμηση της κίνησης κατά μήκος της διαδρομής συναρτήσει της απόστασης που θα κληθεί να διανύσει ο χρήστης.

Οι εφαρμογές που κάνουν χρήση του στίγματος GPS (Global Positioning System) των χρηστών δεν αξιοποιούν απλά το στίγμα σε πραγματικό χρόνο, αλλά αυτά τα δεδομένα αποθηκεύονται και χρησιμοποιούνται σε μεταγενέστερο χρόνο για να βελτιώσουν παρόμοιες εκτιμήσεις για άλλους χρήστες που μπορεί να ενδιαφέρονται για την ίδια διαδρομή ή για μέρος της.

Αυτά τα δεδομένα βρίσκουν ιδιαίτερη χρήση στην ανάλυση της αναμενόμενης συμμόρφωσης κατά μήκος της διαδρομής. Χρησιμοποιώντας αυτά τα δεδομένα προβλέπουμε με αρκετή ακρίβεια την αναμενόμενη κίνηση στα τμήματα που απαρτίζουν τη διαδρομή. Βάσει της δεδομένης ταχύτητας κίνησης των χρηστών και αναγνωρίζοντας τους δρόμους που έχουν την πιο συχνή και πυκνή κίνηση, γίνεται η πρόβλεψη της αναμενόμενης συμμόρφωσης για κάθε διαθέσιμη διαδρομή, πόσο αυτή ενδέχεται να διαρκέσει και ότι πληροφορία χρειαζόμαστε για να επιλέξουμε την πιο σύντομη ή την πιο γρήγορη διαδρομή ανάλογα με τις ανάγκες του χρήστη. Η ακριβής πρόβλεψη του όγκου κίνησης παραμένει το πιο σημαντικό ζήτημα καθώς είναι απαραίτητη για να γίνει διαχείριση συμμόρφωσης, διαχείριση των διαθέσιμων πόρων αλλά και όποιες εφαρμογές λειτουργούν σε πραγματικό χρόνο [65].

Η ανάλυση που βασίζεται σε στίγμα GPS αντιμετωπίζει ένα σημαντικό πρόβλημα. Ο αριθμός των συσκευών που διαθέτουν GPS είναι τεράστιος ενώ των αυτοκινήτων που διαθέτουν στίγμα GPS παραμένει μικρός. Έτσι οι μηχανισμοί αυτοί είναι ευάλωτοι σε κακόβουλους χρήστες που μπορεί να δημιουργήσουν τεχνητά φαινόμενα συμμόρφωσης ή να μην λάβουν υπόψιν τους κάποιους από τους χρήστες κατά μήκος της διαδρομής. Κατανοούμε λοιπόν ότι τα δεδομένα χρήσης από μόνα τους δεν αρκούν για κάνουμε πρόβλεψη της κίνησης, αλλά απαιτείται και ένας αλγόριθμος ικανός να αξιοποιήσει και να αξιολογήσει αυτά τα δεδομένα και να προβλέψει ικανοποιητικά τις συνθήκες κατά μήκος της διαδρομής.

Στο παπερ των (Yu et al.) [67] αξιοποιήθηκε η MM για την πρόβλεψη κυκλοφορίας μέσω Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLP-NN). Έχουν αξιοποιηθεί αρκετοί διαφορετικοί τύποι νευρωνικών δικτύων (SLP, MLP, RNN) την τελευταία δεκαετία και άλλες

εποπτευόμενες τεχνικές για την πρόβλεψη μέσω TSF της κυκλοφορίας του δικτύου. Στο [38] προτείνεται ένα σύστημα πρόβλεψης του Εύρους Ζώνης (EZ) bandwidth prediction που αναμένεται να αξιοποιηθεί και η πρόβλεψη βασίζεται σε MLP-NN. Στόχος είναι η πρόβλεψη του διαθέσιμου EZ σε μια δεδομένη διαδρομή. Το NN λαμβάνει ως είσοδο τον ελάχιστο, μέγιστο αλλά και μέσο αριθμό bit ανά δευτερόλεπτο που καταναλώθηκαν κατά μήκος του μονοπατιού σε πρόσφατες χρονικές στιγμές.



Σχήμα 4.3: Πρόβλεψη κίνησης [6]

Ταξινόμηση κυκλοφορίας (Traffic classification)

Η ταξινόμηση της κυκλοφορίας είναι ένα βασικό ζήτημα για τους χειριστές του δικτύου καθώς έτσι μπορούν να διαμορφώσουν ένα σχέδιο δραστηριοτήτων λειτουργίας και διαχείρισης για το δίκτυο. Μεταξύ άλλων ζητημάτων αυτό περιλαμβάνει μηχανισμούς για βελτιστοποίηση και εγγύηση της παρεχόμενης ποιότητας υπηρεσίας προς τους χρήστες αλλά και διαμόρφωση παρεχόμενων υπηρεσιών, σχεδιασμό χωρητικότητας δικτύου κ.α.

Η ταξινόμηση κίνησης απαιτεί την ικανότητα να γίνει ακριβής συσχέτιση της κίνησης με προ-διακεκριμένες κλάσεις ενδιαφέροντος. Τέτοιες κλάσεις μπορεί να είναι κλάσεις εφαρμογής (HTTP, FTP, WWW, DNS, P2P), εφαρμογές και κλάσεις υπηρεσίας. Μια κλάση υπηρεσίας για παράδειγμα που δίνει βάση στην ποιότητα υπηρεσίας, συνοδεύει όλες τις εφαρμογές που έχουν τις ίδιες ανάγκες στην ζητούμενη ποιότητα υπηρεσίας για την αποδοτική λειτουργία τους. Έτσι κατανοούμε ότι εφαρμογές οι οποίες φαινομενικά είναι ιδιαίτερα διαφορετικές, θα ταξινομηθούν στην ίδια κλάση ποιότητας υπηρεσίας [66]

Όσον αφορά την κυκλοφορία του δικτύου, πρέπει να λαμβάνονται συχνά αποφάσεις. Μπορεί να απαιτείται να δοθεί προτεραιότητα στην κυκλοφορία δεδομένων που προέρχονται από κρίσιμες εφαρμογές οι οποίες να είναι απαραίτητες για την απρόσκοπτη λειτουργία του δικτύου. Θα πρέπει να γίνει εντοπισμός και ταυτοποίηση άγνωστης κίνησης για ανίχνευση ανωμαλιών ή να πραγματοποιηθεί χαρακτηρισμός φόρτου εργασίας για το σχεδιασμό αποτελεσματικών συστημάτων διαχείρισης πόρων τα οποία θα είναι σε θέση να ικανοποιήσουν πολλές διαφορετικές εφαρμογές.

Έλεγχος συμφόρησης (Congestion control)

Ο έλεγχος συμφόρησης αποτελεί μία από τις πιο απαραίτητες λειτουργίες για την απρόσκοπτη λειτουργία του δικτύου και επιτυγχάνει τον περιορισμό του αριθμού των πακέτων γίνονται αποδεχτά για είσοδο στο δίκτυο. Είναι απαραίτητος για τη σταθερότητα στη λειτουργία του δικτύου, την αποδοτική και δίκαιη χρήση των διαθέσιμων πόρων, ελαχιστοποιώντας τις απώλειες πακέτων. Διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύου απαιτούν το δικό τους εξατομικευμένο σύνολο μηχανισμών ελέγχου συμφόρησης, βάσει των αναγκών και των χαρακτηριστικών που τις διέπουν [14].

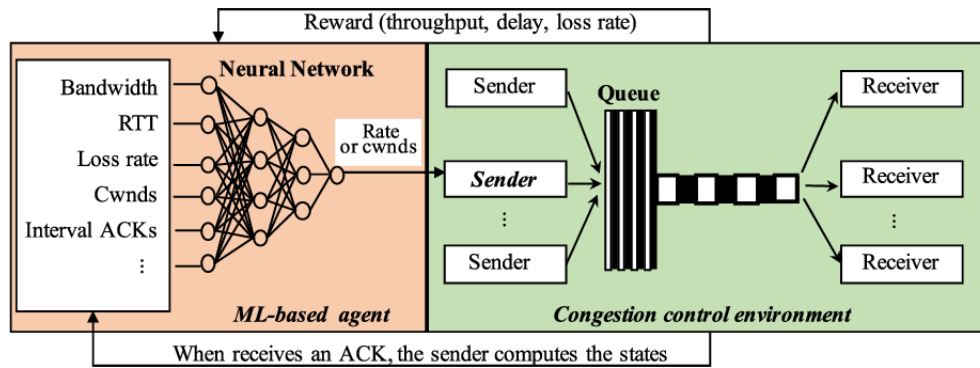
Οι πιο γνωστοί μηχανισμοί ελέγχου συμφόρησης βρίσκουν εφαρμογή στο πρωτόκολλο TCP, το οποίο αποτελεί τη βάση του διαδικτύου. Οι μηχανισμοί ελέγχου συμφόρησης στο TCP εφαρμόζονται στα τελικά συστήματα του δικτύου, με στόχο τον περιορισμό του ρυθμού αποστολής πακέτων σε περιπτώσεις συμφόρησης. Ένας άλλος γνωστός μηχανισμός ελέγχου συμφόρησης είναι η διαχείριση σε ουρές που εφαρμόζεται στους ενδιάμεσους κόμβους του δικτύου (όπως διακόπτες και δρομολογητές).

Έχουν αναπτυχθεί αρκετές βελτιώσεις στους μηχανισμούς ελέγχου συμφόρησης στο δίκτυο και τις αρχιτεκτονικές του, όπως τα Ανεκτικά σε καθυστερήσεις δίκτυα (Delay-Tolerant Networks - DTN) και δικτύωση επονομαζόμενων πακέτων (Named Data Networking - NDN). Τα (DTN) είναι αρχιτεκτονικές που αξιοποιήθηκαν εκτενέστατα σε ετερογενή δίκτυα για την αντιμετώπιση καταστάσεων που προκύπτουν στην περίπτωση που δεν επιτυγχάνεται αδιάκοπη σύνδεση. Η (NDN) αποτελεί μια αρχιτεκτονική που είναι ακόμα υπό επεξεργασία. Οι πρώτες προσεγγίσεις που αναπτύχθηκαν και βασίζονται σε MM για τον έλεγχο της συμφόρησης προτάθηκαν στο πλαίσιο των ασύγχρονων δικτύων Asynchronous Transfer Mode (ATM).

Διαχείριση πόρων (Resource Management)

Η διαχείριση πόρων στη δικτύωση συνεπάγεται τον έλεγχο των διαθέσιμων πόρων του δικτύου, δηλαδή τη διαθέσιμη υπολογιστική ισχύ, τους δρομολογητές, το διαθέσιμο Εύρος Ζώνης, τα κανάλια αλλά και τις διαθέσιμες συχνότητες. Αυτά πρέπει να αξιοποιούνται βάσει των αναγκών που υπάρχουν στο δίκτυο την εκάστοτε χρονική στιγμή για να εξασφαλιστεί η υποσχόμενη ποιότητα υπηρεσίας του δικτύου.

Σημαντική για την αποδοτική διαχείριση πόρων είναι και η ύπαρξη μηχανισμών πρόβλεψης της αναμενόμενης κίνησης του δικτύου. Πιθανά λάθη στις εκτιμήσεις αυτές μπορούν να οδηγήσουν σε μη αποδοτική ακόμα και κακή χρήση των διαθέσιμων πόρων και επομένως



Architecture of CC with reinforcement learning

Σχήμα 4.4: Αποφυγή συμφόρησης [68]

να επιφέρουν σημαντική μείωση στο πλήθος χρηστών που ικανοποιούνται. Επομένως, η πιο κρίσιμη πρόκληση στη διαχείριση πόρων είναι η σωστή αξιολόγηση της ζήτησης και η δυναμική παροχή και επαναχρησιμοποίηση των διαθέσιμων πόρων, έτσι ώστε το δίκτυο να είναι ανθεκτικό στις διακυμάνσεις της ζήτησης των πελατών.

Για τη βελτιστοποίηση της χρήσης των διαθέσιμων πόρων, πρέπει να γίνει έλεγχος αποδοχής ενδιαφερόμενων χρηστών (admission control). Για παράδειγμα, θα πρέπει να αρχικοποιούνται όλα τα νέα αιτήματα για δικτυακούς πόρους. Σε αυτήν την περίπτωση, ο έλεγχος θα αποφανθεί εάν το νέο εισερχόμενο αίτημα πρέπει να παραδοθεί ή να απορριφθεί με βάση τους διαθέσιμους πόρους δικτύου, τις απαιτήσεις ποιότητας υπηρεσίας του νέου αιτήματος και του δικτύου αλλά και τις συνέπειες αποδοχής του στις υπάρχουσες υπηρεσίες που αξιοποιούν τους πόρους του δικτύου. Η αποδοχή ενός αιτήματος ενδέχεται να υποβαθμίσει την προσφερόμενη ποιότητα υπηρεσίας των υπάρχουσων υπηρεσιών λόγω της έλλειψης πόρων ή της κακής διανομής τους στους ενδιαφερόμενους χρήστες.

Η βασική πρόκληση κατά την κατανομή πόρων έγκειται στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας που υφίσταται η ζήτηση και της μελλοντικής ζήτησης τους. Οι τεχνικές που βασίζονται σε MM μπορούν να αξιοποιηθούν, με την πιο κατάλληλη προσέγγιση να είναι το RL. Το βασικό πλεονέκτημα του είναι ότι μπορεί να αναπτυχθεί χωρίς οποιεσδήποτε αρχικές συνθήκες και έχει την ικανότητα να προσαρμοστεί στις απαιτήσεις του δικτύου και των χρηστών για μια αποδοτική κατανομή πόρων ανά πάσα χρονική στιγμή.

Κεφάλαιο 5

Περιγραφή μηχανισμού

5.1 Εισαγωγή

Ως ώρα έχουμε κάνει μια εισαγωγή στο θεωρητικό υπόβαθρο των δικτύων πέμπτης γενιάς. Έχουμε συζητήσει το πώς δομούνται, τις βασικές αρχιτεκτονικές τους και το τι προσπαθούν να πετύχουν. Στο παρών κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε μία προσομοίωση ενός δικτύου πέμπτης γενιάς και θα εξετάσουμε τους μηχανισμούς MM που προτείνουμε και το πώς εφαρμόζοντας τους σε ένα δίκτυο 5G, το επηρεάζει.

Για την ανάπτυξη των προτεινόμενων μηχανισμών εξετάσαμε αρκετές τεχνικές MM για να κατασταλάξουμε στις πλέον ικανές για εφαρμογή στα δίκτυα 5G NR. Δεδομένου ότι δεν υπάρχει εκτενής έρευνα για τεχνικές MM που μπορούν να ενισχύσουν την κατανομή χρηστών σε αυτά τα δίκτυα, προτείνουμε τρεις μηχανισμούς οι οποίοι στοχεύουν κυρίως στην παρουσίαση των δυνατοτήτων εφαρμογής της MM και στο αν η αξιοποίηση της μπορεί να είναι αξιόπιστη και αποδοτική.

Οι μηχανισμοί που παρουσιάζουμε ανήκουν σε μια φιλοσοφία που πρεσβεύει τη δημιουργία δικτύων που στοχεύουν στην αποδοτική ικανοποίηση των αναγκών των χρηστών (User-Centric model - UC model). Με τους μηχανισμούς που θα προτείνουμε, παρουσιάζουμε τεχνικές βασισμένες στη MM για την κατανομή χρηστών σε σταθμούς βάσης στο DL και UL επίπεδο, για τη βελτιστοποίηση της τοποθέτησης smallcell σταθμών βάσης στο δίκτυο, για την καλύτερη κατανομή και εξυπηρέτηση των χρηστών αλλά και την πρόβλεψη κίνησης τους για αποδοτική αξιοποίηση πόρων.

Σκοπός μας είναι να βελτιώσουμε την εξυπηρέτηση που προσφέρει το δίκτυο στους χρήστες. Έχουν αναπτυχθεί ήδη πολλοί μηχανισμοί για την ικανοποίηση μεγάλου πλήθους χρηστών με εξαιρετική ποιότητα υπηρεσίας. Στόχος είναι με τη MM, να τους ενισχύσουμε, να προσφέρουμε γρηγορότερη λήψη αποφάσεων από το δίκτυο για να ξεπεράσουμε ζητήματα όπως όταν χρήστες μένουν χωρίς σήμα παρόλο που οι πόροι του δικτύου είναι ελεύθεροι (λόγω της καθυστέρησης λήψης αποφάσεων από το δίκτυο) και να διαμορφώσουμε ένα δίκτυο έτοιμο ανά πάσα στιγμή να ικανοποιήσει τους χρήστες διατηρώντας την κατανάλωση ενέργειας στο ελάχιστο.

5.2 Δικτυακό μοντέλο

Το μοντέλο συστήματος που ακολουθούμε είναι ένα ετερογενές (heterogeneous-HetNet) δίκτυο, ένα δίκτυο στο οποίο είναι απαραίτητη η ύπαρξη macro cell σταθμών βάσης, που συμπληρώνονται από smallcell σταθμούς βάσης που βρίσκονται διάσπαρτοι στην περιοχή κάλυψης τους [39]. Στα ετερογενή δίκτυα μπορούμε να χωρίσουμε τις υποδομές σε διαφορετικά νοητά επίπεδα, όπου οι macrocell σταθμοί βάσης αποτελούν ένα ξεχωριστό επίπεδο όπως και οι smallcell. Ως ξεχωριστό επίπεδο μπορούν να θεωρηθούν και οι χρήστες του δικτύου καθώς πλέον οι UEs θεωρούνται και αυτοί ότι έχουν κεραίες, και λόγω της ποικιλίας διαθέσιμων συσκευών που υπάρχουν έχουμε διαφορετικές απαιτήσεις εφαρμογής αλλά και δυνατότητες σε κάθε μία από αυτές (ισχύς κεραίας και περιοχή κάλυψης) [44].

Με την εισαγωγή των ετερογενών δικτύων έχουμε την εφαρμογή νέων τεχνολογιών και τεχνικών ώστε να μπορέσουμε να αξιοποιήσουμε πλήρως τις δυνατότητες που μας προσφέρουν. Μια τέτοια τεχνική είναι και το Downlink and Uplink Decoupling (DUD), στο οποίο κάθε χρήστης έχει τη δυνατότητα να συνδεθεί ενδεχομένως σε διαφορετικό σταθμό βάσης στην κατεύθυνση DL από ότι στην κατεύθυνση UL, χωρίς απαραίτητα να επιλέξει τον ίδιο σταθμό στις δύο κατευθύνσεις [61]. Σε παλαιότερες γενιές δικτύων οι απαιτήσεις των χρηστών ήταν παραδοσιακά μεγαλύτερες στην κατεύθυνση DL σε σχέση με την κατεύθυνση UL, το οποίο είχε σαν αποτέλεσμα να γίνεται ασύμμετρη χρήση των πόρων από τις δύο κατευθύνσεις [63].

Στις νέες γενιές δικτύων, η διαθέσιμη συχνότητα χωρίζεται σε μικρότερα σύνολα που διατίθενται στους χρήστες, που ονομάζονται Resource Blocks (RBs). Στα δίκτυα πέμπτης γενιάς, κάθε RB ορίζεται μόνο στο πεδίο της συχνότητας, και αντιστοιχεί σε 12 υπό-φορείς (subcarriers) [3]. Ανάλογα με το διαθέσιμο εύρος ζώνης, σε κάθε RB διαμοιράζεται διαφορετικό φάσμα συχνοτήτων, άρα και ο κάθε υπο-φορέας θα έχει συχνότητα άμεσα εξαρτώμενη από το διαθέσιμο εύρος ζώνης του καναλιού.

Το δίκτυο που προσομοιώνουμε αποτελείται από macrocell σταθμούς βάσης που συμβολίζονται με M ($M=1, \dots, |M|$), smallcell σταθμούς βάσης τους οποίους συμβολίζουμε με S ($S=1, \dots, |S|$) αλλά και εξοπλισμούς χρήστη τους οποίους συμβολίζουμε ως U ($U=1, \dots, |U|$). Έστω λοιπόν ότι αναφερόμαστε σε μια τερματική συσκευή η οποία επιθυμεί να συνδεθεί με ένα σταθμό βάσης. Για να συνδεθεί επιτυχώς η συσκευή με το σταθμό βάσης, θα πρέπει ο σταθμός να είναι σε θέση της προσφέρει τον απαιτούμενο από τη συσκευή αριθμό RBs.

Η ανάγκη σε ενός χρήστη i που επιθυμεί να συνδεθεί με ένα σταθμό βάσης j σε RBs δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$R_{j,i} = \left\lceil \frac{T_j}{B_{RB} * \log_2(1 + SINR_{j,i})} \right\rceil, \quad (5.1)$$

όπου T_j είναι οι ανάγκες του χρήστη, B_{RB} είναι το διαθέσιμο εύρος ζώνης ενός RB και $SINR_{\theta,i,A}$, το SINR κατά τη σύνδεση του χρήστη με το σταθμό. Από την παραπάνω σχέση βλέπουμε ότι οι απαιτήσεις σε RBs ενός χρήστη είναι ανάλογες των απαιτήσεων του χρήστη σε ταχύτητες, αντιστρόφως ανάλογες του διαθέσιμου εύρους ζώνης ενός RB και αντιστρόφως ανάλογες του SINR μεταξύ τους.

Στο DL επίπεδο, η μετρική του SINR μεταξύ ενός σταθμού βάσης μιας συσκευής υπολογίζεται ως:

$$SINR_{i,j}^{DL} = \frac{P_{BS}}{N + I}, \quad (5.2)$$

όπου P_{BS} είναι η ισχύς εκπομπής του σταθμού βάσης, N είναι ο θόρυβος και I είναι οι παρεμβολές που υφίσταται ο χρήστης.

Στο UL επίπεδο, η μετρική του SINR μεταξύ ενός σταθμού βάσης μιας συσκευής υπολογίζεται ως:

$$SINR_{i,j}^{UL} = \frac{P_{ue}}{N + I}, \quad (5.3)$$

όπου P_{ue} είναι η ισχύς εκπομπής του εξοπλισμού του χρήστη, N είναι ο θόρυβος και I είναι οι παρεμβολές που υφίσταται ο χρήστης.

Για τον υπολογισμό του θορύβου και των παρεμβολών θα χρησιμοποιήσουμε τους τύπους όπως προκύπτουν από το [37], όπου a είναι το pathloss exponent, το οποίο είναι 4 για την κατεύθυνση DL και 3,6 για την κατεύθυνση UL:

$$Noise = N * D^a \quad (5.4)$$

$$Interference = I * D^a \quad (5.5)$$

Τέλος για να μετρήσουμε τις απώλειες ισχύος στο μεταδιδόμενο σήμα εντός ενός ασύρματου δικτύου, θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε ένα μοντέλο απώλειών. Επιλέγουμε το distance based PathLoss Model, το οποίο εξαρτάται καθαρά από την απόσταση μεταξύ χρήστη και του σταθμού βάσης που τον εξυπηρετεί:

$$PL_M = 128.1 + 37.6 * \log_{10}d \quad (5.6)$$

$$PL_S = 140.7 + 36.7 * \log_{10}d \quad (5.7)$$

Στις παραπάνω εξισώσεις ο όρος PL_M αναφέρεται στις απώλειες κατά τη σύνδεση ενός χρήστη με macrocell σταθμούς βάσης και ο όρος PL_S αναφέρεται στις απώλειες κατά τη σύνδεση ενός χρήστη με smallcell σταθμούς βάσης. Χρησιμοποιούμε το μοντέλο διάδοσης όπως ορίζεται από το [8].

Τέλος για τον υπολογισμό του ρυθμού δεδομένων που επιτυγχάνεται για κάθε χρήστη θα χρησιμοποιήσουμε την εξίσωση [2]:

$$C = B_{RB} * \log_2(1 + SINR_{j,i}), \quad (5.8)$$

Τέλος θα αναφέρουμε ότι οι εξισώσεις 5.2 και 5.3 δεν υπολογίζουν την τιμή του SINR σε κλίμακα db. Για να το μετατρέψουμε χρησιμοποιούμε τις ακόλουθες δύο εξισώσεις:

$$SINR_{db}^{DL} = 10 * \log_2(SINR_{i,j}^{DL}), \quad (5.9)$$

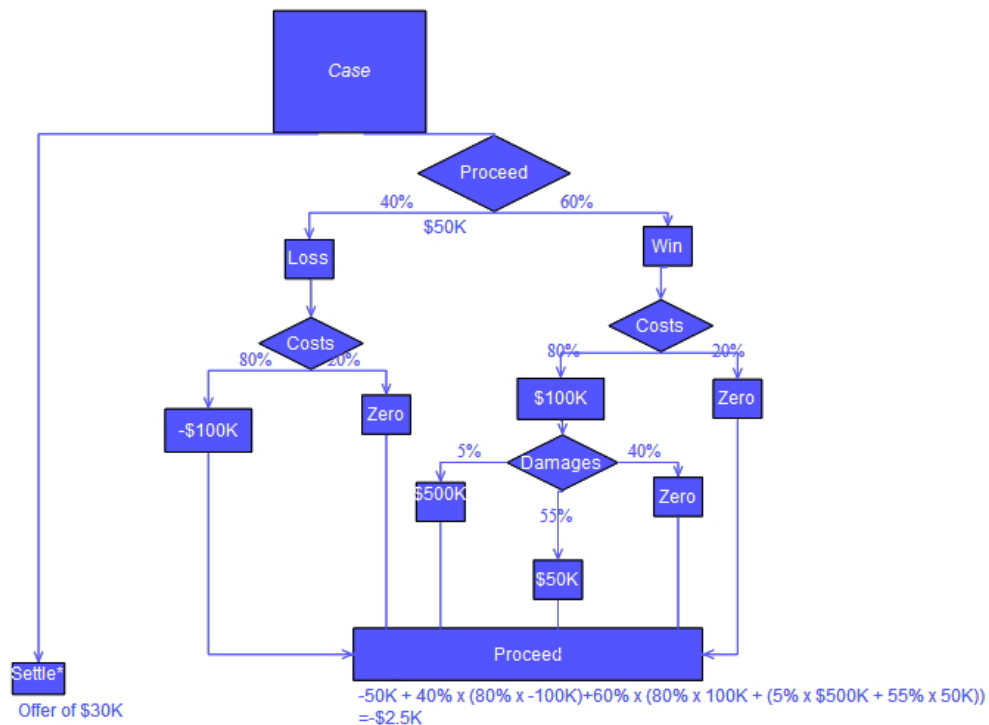
$$SINR_{db}^{UL} = 10 * \log_2(SINR_{i,j}^{UL}), \quad (5.10)$$

5.3 Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Η Μηχανική Μάθηση, έχει έρθει πλέον για να εισαχθεί και να ενισχύσει κάθε επιστημονικό κλάδο με σκοπό να εισαχθεί σε όλους τους τομείς της καθημερινής μας ζωής. Όμως ο ρόλος της δεν είναι μόνο να ενισχύσει τους υπάρχοντες μηχανισμούς αλλά και να μάθει από αυτούς. Μέσα από τη βελτίωση των μηχανισμών MM για εφαρμογή στα δίκτυα υπολογιστών, μπορούν να προκύψουν βελτιώσεις και στον πυρήνα των τεχνικών αυτών αλλά και στον τρόπο με τον οποίο η MM εφαρμόζεται στα δίκτυα και σε άλλους τομείς [15]. Παρακάτω θα αναλύσουμε τις τεχνικές MM που αξιοποιήσαμε για τους μηχανισμούς που προτείνουμε.

5.3.1 Decision Trees

Τα decision trees αποτελούν ένα από τα πιο διαδεδομένα εργαλεία για πραγματοποίηση ταξινόμησης (classification) και πρόβλεψης (prediction). Είναι ένα εργαλείο λήψης αποφάσεων το οποίο δημιουργεί μία δενδροειδή απεικόνιση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων και των πιθανών εκβάσεων (αποφάσεων). Στο σχήμα 5.1, μπορούμε να δούμε ένα παράδειγμα Decision Tree.



Σχήμα 5.1: Decision Tree [23]

Στο παραχθέν δέντρο κάθε κόμβος αποτελεί ουσιαστικά έναν έλεγχο για κάποιο χαρακτηριστικό ή μία συνθήκη βάσει της οποίας το δέντρο χωρίζεται σε branches. Αποτελεί ένα rooted tree, καθώς υπάρχει ένας κόμβος που ονομάζεται ρίζα (root) ο οποίος δεν έχει καμία εισερχόμενη ακμή παρά μόνο εξερχόμενες. Όλοι οι άλλοι κόμβοι έχουν ακριβώς μία εισερχόμενη ακμή και εξερχόμενες ακμές. Οι κόμβοι που δεν έχουν εξερχόμενες ακμές, ονομάζονται φύλλα και στη συγκεκριμένη περίπτωση ονομάζονται και κόμβοι απόφασης (decision nodes). Βάσει της συνάρτησης που έχει θεσπιστεί, κάθε κόμβος διαμερίζει τα στιγμιότυπα σε υποχώρους.

Κάθε φύλλο μπορεί να αντιστοιχεί σε μία κλάση (classification) ή μπορεί να αντιστοιχίζεται στην πιθανότητα να πραγματοποιηθεί μία συγκεκριμένη έκβαση - το attribute που εξετάζουμε να πάρει συγκεκριμένη τιμή. Το παραγόμενο classification δημιουργείται από τη διαδρομή που ορίζεται από τον κόμβο ρίζα του δέντρου μέχρι το φύλλο που αντιστοιχεί στην έκβαση της πρόβλεψης [60]. Με άλλα λόγια ακολουθώντας αυτήν την διαδρομή, μπορούμε να δούμε όλες τις αποφάσεις που πάρθηκαν από το Decision Tree μέχρι το συγκεκριμένο αποτέλεσμα που παρήχθη (και απεικονίζεται στο φύλλο).

5.3.2 Clustering

Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης ανήκουν στην κατηγορία μη εποπτευόμενης μάθησης και μέσα από την εκτέλεση τους επιχειρούν να διαχωρίσουν το dataset εισόδου σε ένα πλήθος από υποδιαίρεσεις partitions που ονομάζονται συστάδες (clusters). Η διαδικασία με την οποία αυτοί οι αλγόριθμοι ταξινομούν τα δεδομένα (σημεία) σε συστάδες εξαρτάται από τον εκάστοτε αλγόριθμο, ωστόσο συνήθως βασίζεται σε κάποια μετρική, η οποία μπορεί να είναι μια συνάρτηση απόστασης από άλλα σημεία, η πυκνότητα που χαρακτηρίζει τη συστάδα κλπ. Η μετρική αυτή μπορεί να εκφράζει είτε την χωρική απόσταση μεταξύ των στοιχείων, είτε να αντικατοπτρίζει το πόσο αυτά τα στοιχεία διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τα χαρακτηριστικά τους.

Μόλις ένας αλγόριθμος συσταδοποίησης διαχωρίσει τα σημεία σε συστάδες, τότε ο αλγόριθμος οφείλει να κατηγοριοποιήσει όλα τα υπόλοιπα σημεία σε κάποια από τις υπάρχουσες (νεοδημιουργηθείσες) συστάδες. Αυτή η κατηγοριοποίηση, γίνεται χρησιμοποιώντας την ίδια μετρική που χρησιμοποιήθηκε προηγουμένως (και καθ' όλη τη διάρκεια του αλγορίθμου). Τα βασικά μειονεκτήματα που αντιμετωπίζουν γενικότερα οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης είναι ότι δεν υπάρχει σαφής ορισμός για τις ομοιότητες που χαρακτηρίζουν τις συστάδες που δημιουργούνται και τι αυτές αντιπροσωπεύουν στα δεδομένα. Έτσι υπάρχει η πιθανότητα ο αλγόριθμος να πραγματοποιήσει λανθασμένα (false positive) κοινή ομαδοποίηση σε δεδομένα [45].

Κατά τη διάρκεια της συσταδοποίησης σύνολα σημείων που έχουν μικρή απόσταση (σύμφωνα με τη μετρική που έχουμε θέσει) τοποθετούνται στις ίδιες συστάδες ενώ σημεία με μεγάλη απόσταση μεταξύ τους ομαδοποιούνται σε διαφορετικές συστάδες. Ένα παράδειγμα αλγορίθμου συσταδοποίησης αποτελεί ο αλγόριθμος K-means ο οποίος σαν μετρική χρησιμοποιεί την Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των σημείων.

Σε επίπεδο δικτύου ένα παράδειγμα συσταδοποίησης θα μπορούσε να γίνει βάσει των απαιτήσεων που έχουν από το δίκτυο οι εν δυνάμει χρήστες, ή συναρτήσει του χρονικού διαστήματος που επιχειρούν να καταναλώσουν τους πόρους του δικτύου. Μια τέτοια συσταδοποίηση θα μπορούσε να διαχωρίσει τους χρήστες που κάνουν περιστασιακή χρήση του δικτύου από τους χρήστες που κάνουν συνεχόμενη χρήση των πόρων του δικτύου σκόπιμα όπως στην περίπτωση που έχουμε κακόβουλους χρήστες.

Η συσταδοποίηση είναι μια διαδικασία η οποία αναμένεται να παίξει σημαντικό ρόλο στα δίκτυα επικοινωνιών. Είναι ιδιαίτερα αποδοτική σε αρκετές περιπτώσεις, όπως όταν ο όγκος των δεδομένων είναι ιδιαίτερα μεγάλος, ή σε περιπτώσεις στις οποίες ο χώρος είναι πολυδιάστατος ή δεν ανήκει στον Ευκλείδειο χώρο. Υπάρχουν δύο προσεγγίσεις συσταδοποίησης:

1. Ιεραρχική Συσταδοποίηση (Hierarchical Clustering)
2. Συσταδοποίηση Ανάθεσης σημείου (Point-assignment Clustering)

Ιεραρχική Συσταδοποίηση

Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία ξεκινούν με κάθε ένα σημείο να ανήκει σε μια δική του συστάδα. Στη συνέχεια βάσει της μετρικής που έχουμε ορίσει, ενώνουμε σε μία συστάδα δύο συστάδες οι οποίες βρίσκονται σε απόσταση μεταξύ τους, δημιουργώντας έτσι μία καινούρια. Αυτό σημαίνει ότι σε κάθε βήμα μειώνεται το πλήθος των συνολικών συστάδων που υπάρχουν μέχρι να φτάσουμε στο τελικό πλήθος συστάδων.

Αυτή η διαδικασία ολοκληρώνεται με τη δημιουργία συστάδων οι οποίες δεν είναι αποδεκτές για έναν ή περισσότερους λόγους ή όταν έχουμε βρει τις συστάδες που αναζητούμε. Ένα παράδειγμα είναι ο διαχωρισμός των χρηστών σε αυτούς που κάνουν streaming και σε αυτούς που δεν κάνουν χρήση streaming υπηρεσιών. Στη συγκεκριμένη περίπτωση γνωρίζουμε εξ αρχής το πλήθος των συστάδων στα δεδομένα μας (σε αυτή την περίπτωση έχουμε 2), οπότε όταν από τον αλγόριθμο φτάσουμε σε 2 συστάδες, γνωρίζουμε ότι μπορούμε να σταματήσουμε.

Συσταδοποίηση Ανάθεσης σημείου

Η άλλη κλάση αλγορίθμων συσταδοποίησης είναι η κατηγορία Συσταδοποίησης Ανάθεσης σημείου. Κατά την έναρξη της διαδικασίας πρέπει ήδη να έχει υπολογιστεί το πλήθος των συστάδων που αναμένουμε να σχηματιστούν και να έχουν δημιουργηθεί για την εκτέλεση του αλγορίθμου.

Έπειτα επεξεργαζόμαστε τα δεδομένα με μία σειρά (ακόμα και τυχαία να επιλέγουμε τη σειρά επεξεργασίας θεωρούμε ότι τα δεδομένα εξετάζονται σε σειρά) και ένα-ένα αντιστοιχίζονται σε κάποια από τις υπάρχουσες συστάδες. Η διαδικασία ολοκληρώνεται όταν όλα τα δεδομένα έχουν πλέον αντιστοιχιστεί.

Σε αυτήν την περίπτωση το πιο πιθανό είναι η αρχική εκτίμηση για τις συστάδες να μην είναι και η πραγματική. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα οι αρχικά δημιουργηθείσες συστάδες να αλλάξουν στην πορεία του αλγορίθμου. Αυτό σημαίνει πως κάποιες από τις αρχικές συστάδες

να θεωρηθούν Outliers, άμα για αυτές υπολογιστεί μεγάλη απόσταση από τις πρόσφατα δημιουργηθείσες συστάδες.

Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης μπορούν να διαχωριστούν από δύο ακόμα παράγοντες:

1. Αν λειτουργούν σε Ευκλείδιο χώρο
2. Αν θεωρούν ότι τα δεδομένα χωράνε στην κύρια μνήμη ή όχι

Στην πρώτη περίπτωση εξετάζουμε το αν τα δεδομένα μας ανήκουν στον Ευκλείδιο χώρο. Αυτό καθορίζει και την μετρική που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη μέτρηση της απόστασης μεταξύ συστάδων καθώς κάποιες μετρικές μπορούν να εφαρμοστούν μόνο στον Ευκλείδιο χώρο.

Αντίστοιχα, στον Ευκλείδιο χώρο (και μόνο σε αυτόν) έχουμε την δυνατότητα να ορίσουμε την έννοια του centroid. Το centroid αποτελεί έναν τρόπο περιγραφής ενός σετ στοιχείων που αποτελούν μία συστάδα. Εκτός του Ευκλείδειου χώρου δεν υφίσταται η έννοια του centroid, οπότε θα πρέπει να βρεθεί κάποιος διαφορετικός τρόπος να αντιπροσωπεύουμε τα στοιχεία.

Ενδεικτικά αναφέρονται οι ακόλουθοι αλγόριθμοι συσταδοποίησης:

1. Αλγόριθμοι K-Means
2. Αλγόριθμος BFR
3. Αλγόριθμος CURE
4. Αλγόριθμος Mean-shift
5. Αλγόριθμος DBSCAN
6. Αλγόριθμος OPTICS

K-means Clustering

Ο αλγόριθμος K-means αποτελεί έναν αλγόριθμο MM που ανήκει στη μη εποπτευόμενη MM. Στόχος του αλγορίθμου είναι να ελαχιστοποιήσει την απόσταση των σημείων που βρίσκονται στην ίδια συστάδα και να μεγιστοποιήσει την απόσταση σημείων που βρίσκονται σε διαφορετικές συστάδες [9]. Ο αλγόριθμος αυτός προϋποθέτει ότι τα σημεία βρίσκονται σε Ευκλείδειο χώρο και ότι γνωρίζουμε εξ αρχής το πλήθος των συστάδων που θα παραχθούν. Αυτά τα δύο χαρακτηριστικά αποτελούν και τα δύο πιο αδιαμφισβήτητα μειονεκτήματα του αλγορίθμου [16]. Δεν είναι πάντα εύκολο να γνωρίζουμε εξ αρχής το πλήθος των συστάδων που διαμορφώνονται από τα δεδομένα μας. Λόγω της μετρικής που χρησιμοποιείται όλες οι συστάδες που παράγονται σε μεγάλο βαθμό θυμίζουν σφαίρα (ball-shaped), κάτι το οποίο πρέπει να ληφθεί υπόψιν στην επιλογή του αλγορίθμου για κάποια συγκεκριμένη χρήση. Στο πλαίσιο 5.1 μπορούμε να δούμε τον αλγόριθμο του K-means Clustering όπως ορίζεται στο

Αλγορίθμ 1 Ψευδοκώδικας k-means

Επιλογή k σημείων που πιθανώς θα ανήκουν σε διαφορετικές συστάδες·
 Ορισμός αυτών των σημείων ως κέντρων (centroid) των συστάδων·
φορ κάθε σημείο p που απέμεινε **δο**
 Εύρεση του centroid στο οποίο είναι πιο κοντά το p ·
 Προσθήκη του p στη συστάδα που αντιπροσωπεύεται από αυτό το centroid·
 Εύρεση του νέου centroid της συστάδας·
ενδ φορ

Για την εκτέλεση του αλγορίθμου υπάρχουν αρκετοί τρόποι να καθορίσουμε τα αρχικά κέντρα των συστάδων- δηλαδή τα πρώτα στοιχεία που θα δημιουργήσουν μία συστάδα. Μπορούν να είναι τυχαία ή μπορούμε να επιλέξουμε τυχαία σημεία -όσο το δυνατόν πιο απομακρυσμένα μεταξύ τους- από το dataset που θέλουμε να επεξεργαστούμε. Όλα τα σημεία που θέλουμε να κατατάξουμε πρέπει να ανατεθούν στην πλησιέστερη συστάδα, που σημαίνει ότι για κάθε σημείο θα πρέπει να υπολογίσουμε την απόσταση του από το κέντρο της συστάδας (cluster center). Η μετρική που χρησιμοποιείται είναι η ευκλείδεια απόσταση (D) όπως ορίζεται παρακάτω:

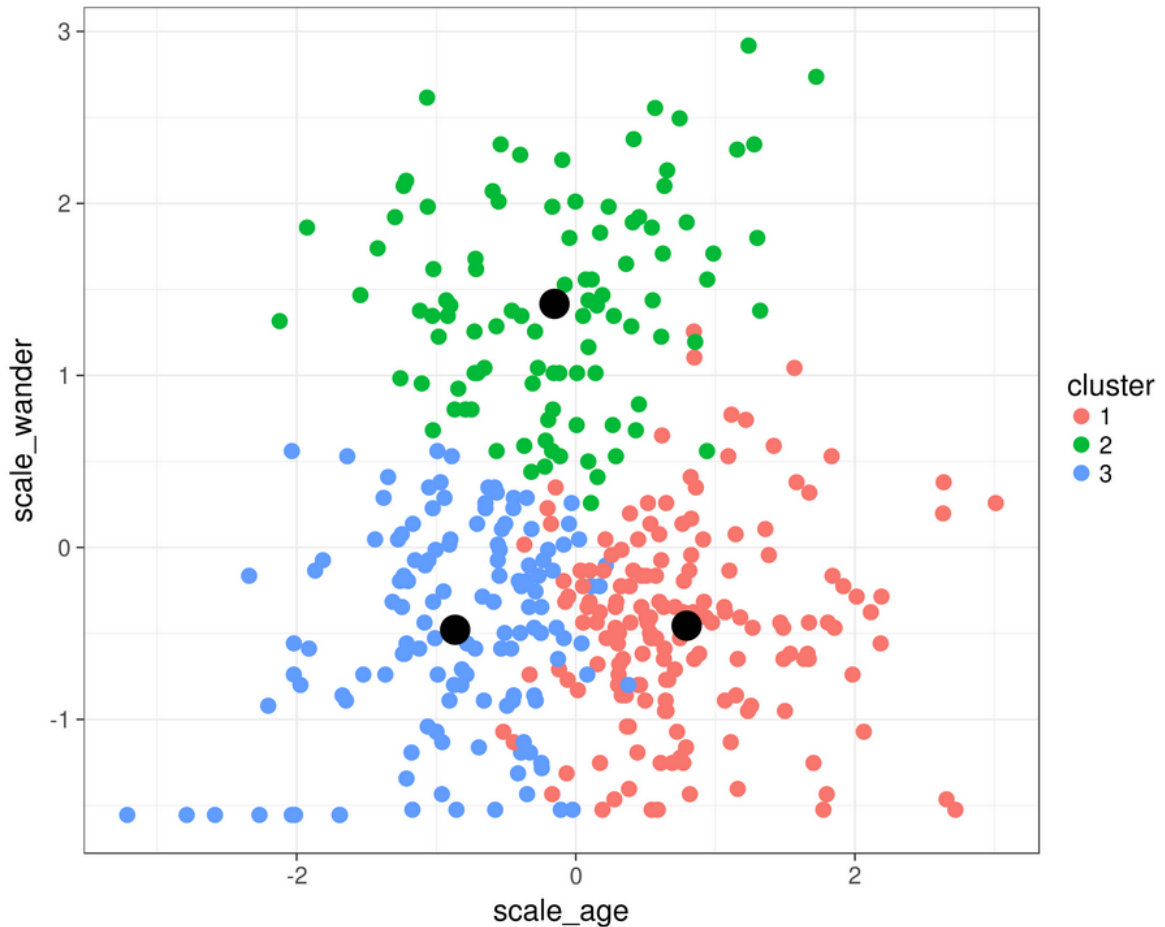
$$D = \|X - Z\| = \sqrt{\sum_{n=1}^n (x_i - z_i)^2}, \quad (5.11)$$

Καθώς νέα σημεία προστίθενται στις συστάδες, τα κέντρα τους αλλάζουν συνεχώς. Η διαδικασία αυτή μπορεί να σταματήσει όταν δεν έχουν μείνει επιπλέον στοιχεία στο dataset προς συσταδοποίηση. Σαν ένα τελευταίο προαιρετικό βήμα, στο τέλος μπορούμε να θεωρήσουμε δεδομένα - χωρίς να μπορούν να αλλάξουν - τα κέντρα των συστάδων και να ξαναεξετάσουμε όλες τις αναθέσεις σημείων [51]. Στην εικόνα 5.2 μπορούμε να δούμε ένα παράδειγμα K-means Clustering.

5.3.3 Linear Regression

Αποτελεί μία γραμμική μέθοδο που ανήκει στην κατηγορία του Predictive analysis για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ μίας εξαρτημένης και μίας ανεξάρτητης μεταβλητής, μέσα από το fitting μιας γραμμικής συνάρτησης στα δεδομένα. Όταν υπάρχει μία εξαρτώμενη μεταβλητή, μιλάμε για Simple linear regression, ενώ όταν μιλάμε για περισσότερες από μια εξαρτώμενες μεταβλητές έχουμε multiple linear regression. Η βασική της φιλοσοφία είναι να εξετάσει δύο πράγματα, πρώτων αν ένα σετ από predictor μεταβλητές μπορούν να αξιοποιηθούν για την πρόβλεψη ενός αποτελέσματος (του πώς επηρεάζεται η εξαρτημένη μεταβλητή) και δεύτερον ποιες μεταβλητές συγκεκριμένα είναι αξιόλογοι predictor του αποτελέσματος.

Οι αποτιμήσεις που γίνονται μέσω της αναδρομής χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τη σχέση μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Η απλούστερη μορφή είναι η περίπτωση με μία εξαρτώμενη και μία μη εξαρτημένη μεταβλητή που ορίζεται από μία πρώτου βαθμού εξίσωση:



Σχήμα 5.2: Clustering - πηγή [9]

$$y = c + b'x, \quad (5.12)$$

όπου y είναι η εκτίμηση της εξαρτημένης μεταβλητής, c είναι μία σταθερά, b είναι το regression coefficient και x είναι η τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής.

Οι τρεις βασικές χρήσεις της αναδρομικής ανάλυσης είναι 1) η εκτίμηση της δύναμης των predictors 2) η πρόβλεψη μιας επίδρασης 3) Πρόβλεψη trends [10].

5.3.4 Polynomial Regression

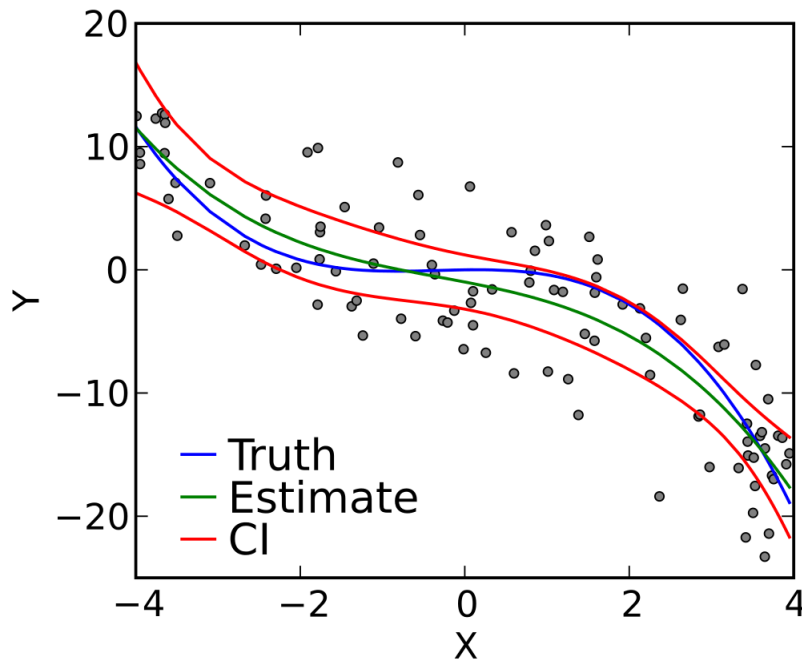
Αποτελεί μία μορφή αναδρομικής ανάλυσης στην οποία η σχέση μεταξύ της ανεξάρτητης μεταβλητής x και της εξαρτημένης μεταβλητής y μοντελοποιείται ως ένα n -οστού βαθμού πολυώνυμο. Προσδιορίζει μία μη γραμμική σχέση μεταξύ της τιμής του x και του conditional mean $E(Y|X)$. Παρόλο που αποτελεί ένα μη γραμμικό μοντέλο, σαν ένα πρόβλημα στατικής θεωρείται γραμμικό. Για αυτό το λόγο θεωρείται ως μια ειδική περίπτωση multiple linear regression με μία μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή x [31].

Το πολυωνυμικό μοντέλο αναδρομής είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν έχουμε λόγους να πι-

στεύουμε ότι η σχέση μεταξύ της εξαρτημένης και μη εξαρτημένης μεταβλητής μπορεί να περιγραφεί από μία καμπύλη [56]. Το πολυωνυμικό μοντέλο αναδρομής μπορεί να εκφραστεί από την ακόλουθη σχέση:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \dots + \beta_k x_i^k + \epsilon_i, \quad (5.13)$$

όπου k , είναι ο βαθμός του πολυωνύμου. Ένα παράδειγμα πολυωνυμικής αναδρομής φαίνεται στην εικόνα 5.3.



Σχήμα 5.3: Πολυωνυμική αναδρομή - [31]

5.4 Μηχανισμοί που προτείνουμε

Στο πλαίσιο της παρούσης διπλωματικής εργασίας έχουμε εκπονήσει τρεις μηχανισμούς που βασίζονται σε τεχνικές Μηχανικής Μάθησης με αντικείμενο εφαρμογής τα ασύρματα δίκτυα επικοινωνιών. Σκοπός αυτών των μηχανισμών είναι να βασιστούν πάνω στις υπάρχουσες τεχνολογίες και υποδομές και να προσφέρουν εύκολα υλοποιήσιμες λύσεις που θα αυξήσουν τη χωρητικότητα του δικτύου και θα προσφέρουν στο χρήστη ιδιαίτερα υψηλή ποιότητα υπηρεσίας.

5.4.1 Μηχανισμός πρόβλεψης αντιστοίχισης χρηστών σε σταθμούς βάσης

Στον πρώτο μηχανισμό που προτείνουμε, βασιζόμαστε στη μέθοδο του Decision Trees για να μπορέσουμε να πραγματοποιήσουμε πρόβλεψη της κατανομής των χρηστών στο δίκτυο. Για την ολοκλήρωση του μηχανισμού αξιοποιούμε το δικτυακό μοντέλο που προτείνεται για

να παράξει και να αποθηκεύσει στα απαραίτητα dataset την βέλτιστη συσχέτιση χρηστών με σταθμούς βάσης. Σε αυτά τα dataset στη συνέχεια θα βασιστεί το μοντέλο μας για να πραγματοποιήσει τις προβλέψεις και να είμαστε σε θέση να κρίνουμε την αποτελεσματικότητά του.

Πιο συγκεκριμένα ο μηχανισμός εκτελείται για τέσσερις περιπτώσεις. Εκτελείται για την περίπτωση που στο δίκτυο μας υπάρχουν 100, 200, 500 και 1000 χρήστες. Ανάλογο με το πλήθος χρηστών που υπάρχουν στο δίκτυο είναι και το μέγεθος του dataset που παράγεται από το δικτυακό μας μοντέλο. Αυτό συμβαίνει γιατί χρειαζόμαστε στοιχεία και από τις τέσσερις περιπτώσεις για να ελέγξουμε το scalability του μηχανισμού μας και το πώς αλλάζει η ακρίβεια προβλέψεων που παράγει.

Αφού λοιπόν γίνει η αντιστοίχιση των χρηστών σε σταθμούς βάσης και παραχθούν τα dataset, το μοντέλο που βασίζεται σε Decision Trees θα εκπαιδευτεί πάνω σε αυτά. Το αρχικό dataset θα διαιρεθεί σε ένα training dataset το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου και σε ένα test dataset, πάνω στο οποίο θα λειτουργήσει ο μηχανισμός για να μετρήσουμε την ακρίβεια του. Η σχέση τους είναι αντιστρόφως ανάλογη. Εφόσον και τα δύο μαζί αποτελούν το αρχικό dataset, όσο μεγαλώνει το μέγεθος του ενός, μειώνεται το μέγεθος του άλλου. Την ακρίβεια του θα τη μετρήσουμε για τα διαφορετικά μεγέθη dataset ώστε να εξάγουμε αποφάσεις για το ποιο μέγεθος dataset, προσφέρει τη μεγαλύτερη ακρίβεια. Εφόσον τα training dataset και test dataset προέρχονται από το διαχωρισμό του αρχικού dataset, θα μετρήσουμε το πώς εναλλάσσοντας τα μεγέθη τους επηρεάζεται αντίστοιχα η ακρίβεια του μηχανισμού.

5.4.2 Μηχανισμός πρόβλεψης βέλτιστων θέσεων τοποθέτησης Smallcell σταθμών βάσης

Στο δεύτερο μηχανισμό που θα περιγράψουμε, έχουμε το πλήθος χρηστών που βρίσκονται εντός του δικτύου (100, 200, 500, 1000). Αυτοί οι χρήστες σχηματίζουν συστάδες και κάθε μία από αυτές τις συστάδες έχει ένα κέντρο. Η συσταδοποίηση αυτή γίνεται βάσει του αλγορίθμου (k-means). Επειδή έχουμε 42 σταθμούς βάσης στο δίκτυο, κατατάσσουμε τους χρήστες σε 42 συστάδες.

Θέλουμε να αξιοποιήσουμε τα κέντρα αυτών των συστάδων για να προβλέψουμε τις βέλτιστες συντεταγμένες τοποθέτησης των SBSs στο δίκτυο μας. Αφού παραχθούν οι συντεταγμένες των κέντρων των συστάδων, προσδιορίζουμε την απόσταση τους από τον πλησιέστερο σταθμό βάσης τους. Εξαιρούμε τα κέντρα τα οποία βρίσκονται πλησιέστερα σε macro cell σταθμούς βάσης και έτσι έχουμε τα κέντρα τα οποία είναι πιο κοντά στους υπάρχοντες smallcell σταθμούς βάσης. Αυτές τις συντεταγμένες προτείνουμε για την τοποθέτηση των smallcell σε περίπτωση που πραγματοποιηθεί αναδιάταξη του δικτύου.

Τέλος συγκρίνουμε τα αποτελέσματα που παρατηρούνται στο δίκτυο μας με την τοποθέτηση των σταθμών βάσης τυχαία αλλά και βάσει του μηχανισμού μας. Συγκρίνουμε το πλήθος αναθέσεων χρηστών σε σταθμούς βάσης που επιτυγχάνονται και στις δύο περιπτώσεις αλλά και τις αποστάσεις χρηστών από τους σταθμούς βάσης. Ο μηχανισμός αυτός μπορεί να χρησι-

μποιηθεί και στην περίπτωση που θέλουμε να βρούμε συντεταγμένες για να εγκαταστήσουμε νέους σταθμούς βάσης στο δίκτυο μας ή να αναδιατάξουμε τους υπάρχοντες όταν η απόδοση του δικτύου δεν ανταποκρίνεται στην αναμενόμενη.

5.4.3 Μηχανισμός εκτίμησης κίνησης χρηστών στο δίκτυο

Στον τρίτο μηχανισμό που παρουσιάζουμε, επιχειρούμε να πετύχουμε την πρόβλεψη της πορείας μιας πληθώρας χρηστών καθώς αυτοί κινούνται κατά μήκος του δικτύου. Θεωρώντας ότι οι χρήστες μας (στο σύνολο 10) βρίσκονται στο κάτω αριστερά τμήμα του δικτύου μας, θα καθορίσουμε μία πορεία που θα ακολουθήσουν και θα προτείνουμε ένα μηχανισμό ο οποίος θα προσπαθήσει να προβλέψει με επιτυχία αυτήν την πορεία.

Για αυτήν την περίπτωση θα θεωρήσουμε ότι στο δίκτυο μας υπάρχουν μόνο 10 χρήστες. Οι χρήστες αυτές τοποθετούνται στο δίκτυο και η πορεία τους καθορίζεται από την κανονική κατανομή. Πιο συγκεκριμένα θεωρούμε ότι η πορεία κάθε ενός χρήστη δίνεται από μία διαφορετική κατανομή στην οποία εξετάζουμε τις τιμές που παίρνει σε 10 στιγμιότυπα του δικτύου. Έτσι στο πρώτο στιγμιότυπο έχουμε τους χρήστες στην αρχική τους θέση, στο δεύτερο έχουν κινηθεί λίγο κ.ο.κ. και στο τελευταίο στιγμιότυπο τους έχουμε στην τελευταία θέση που παίρνουν στο δίκτυο. Η κίνηση κάθε χρήστη δίνεται από μια διαφορετική κανονική κατανομή, ωστόσο επειδή οι 10 κατανομές έχουν την ίδια διασπορά παρατηρούμε όλους τους χρήστες να κινούνται όμοια και με την ίδια πορεία.

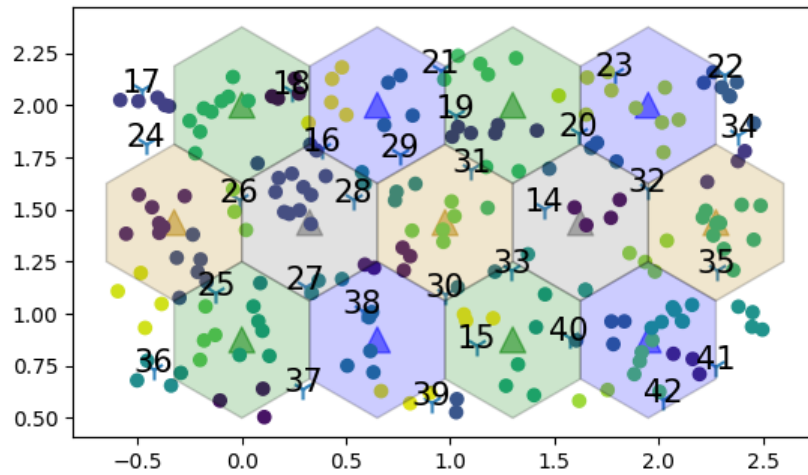
Ο μηχανισμός μας αναλαμβάνει να προβλέψει το μονοπάτι που θα ακολουθήσουν οι χρήστες (τόσο με γραμμική όσο και με πολυωνυμική αναδρομή). Για να το πετύχει αυτό, υπολογίζει τη συστάδα που διαμορφώνουν οι χρήστες σε κάθε στιγμιότυπο και το κέντρο της. Επειδή η αναδρομή μπορεί να πραγματοποιήσει πρόβλεψη μόνο για ένα σημείο, η πρόβλεψη της κίνησης των χρηστών, ανάγεται σε πρόβλεψη της κίνησης του κέντρου των συστάδων που διαμορφώνουν οι χρήστες. Έτσι σε περιπτώσεις που χρειάζεται να είμαστε σε θέση να προβλέψουμε την διαδρομή τους και να αξιοποιήσουμε κατάλληλα τους πόρους του δικτύου. Ένας τέτοιος μηχανισμός θα μπορούσε να βρει εφαρμογή και για την ασφάλεια των χρηστών, έχοντας εικόνα του που κινούνται μέσα στο δίκτυο και μια πρόβλεψη για του που θα πρέπει να βρίσκονται σε περίπτωση που χάσουμε το στίγμα τους.

5.5 Περιβάλλον και παράμετροι προσομοίωσης

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε τις παραμέτρους στις οποίες δομήσαμε το δίκτυο πέμπτης γενιάς μας. Τόσο το δικτυακό μοντέλο όσο και τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης δημιουργήθηκαν στη γλώσσα Python. Η γλώσσα αυτή μας προσφέρει αρκετή ευελιξία ώστε να μπορέσουμε να προσομοιώσουμε τόσο το δικτυακό μοντέλο αλλά επίσης μας προσφέρει και ενσωματωμένες συναρτήσεις ώστε να υλοποιήσουμε τις τεχνικές MM που θέλουμε.

Το δίκτυο μας αποτελείται συνολικά από 42 σταθμούς βάσης. Πιο συγκεκριμένα έχουμε 13 Macro cell σταθμούς βάσης και 29 Smallcell σταθμούς βάσης. Ένα στιγμιότυπο του δικτύου με 200 χρήστες απεικονίζεται στο σχήμα 6.1. Στην εικόνα αυτή οι Macro cell σταθμοί βάσης

παρουσιάζονται ως μεγάλα τρίγωνα μέσα στα εξάγωνα που αποτελούν το δίκτυο μας. Οι Smallcell σταθμοί βάσης απεικονίζονται ως σχήματα «Υ», ενώ όλοι οι χρήστες παρουσιάζονται ως τελείες.



Σχήμα 5.4: Το δίκτυο της προσομοίωσης μας

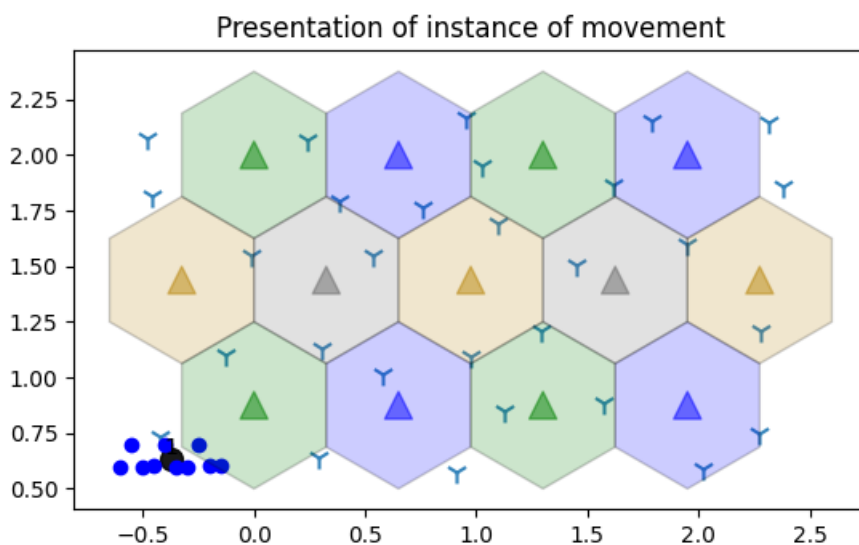
Στην παρούσα διπλωματική εξετάζουμε τρεις μηχανισμούς. Σε όλες τις περιπτώσεις θεωρούμε το δίκτυο που αναφέραμε παραπάνω, με το μόνο που αλλάζει να είναι το πλήθος των χρηστών του δικτύου. Στο πρώτο σενάριο, θεωρούμε τους χρήστες κατανεμημένους στο δίκτυο βάσει της ομοιόμορφης κατανομής, εξασφαλίζοντας έτσι το ότι θα έχουμε μια ομοιόμορφη εμφάνιση των χρηστών σε όλη την έκταση του δικτύου. Αυτό αν και δεν ανταποκρίνεται σε ένα πλήρως ρεαλιστικό σενάριο όπου οι χρήστες δεν κατανέμονται ομοιόμορφα κυρίως λόγω της μορφολογίας του δικτύου, μας εξασφαλίζει μια ρεαλιστική προσέγγιση ως προς το φόρτο που καλούνται να ικανοποιήσουν οι σταθμοί βάσης του δικτύου.

Για το δεύτερο σενάριο, εξετάζουμε πάλι το ίδιο δίκτυο με τα ίδια χαρακτηριστικά και την ίδια κατανομή χρηστών. Σε αυτήν την περίπτωση εξετάζουμε τις συστάδες (clusters) που δημιουργούνται από τους χρήστες που υπάρχουν στο δίκτυο μας. Οι χρήστες παράγονται μέσω της κανονικής κατανομής οπότε θεωρούμε ότι οι συστάδες έχουν συγκρίσιμο πλήθος χρηστών μεταξύ τους. Στο δίκτυο μας υπάρχουν 42 σταθμοί βάσης, οπότε επειδή θέλουμε οι χρήστες να κατανεμηθούν σε όλους τους σταθμούς βάσης θεωρούμε αντίστοιχα 42 συστάδες. Οι συστάδες αυτές παράγονται από τον αλγόριθμο k-means. Κάθε μία συστάδα χαρακτηρίζεται από το κέντρο της (cluster center) το οποίο έχει τις δικές του συντεταγμένες πάνω στο δίκτυο. Αφού παραχθούν τα cluster center, αξιοποιούμε τις συντεταγμένες τους, αγνοώντας τις συντεταγμένες που βρίσκονται πλησίον Macro cell σταθμούς βάσης και τις θεωρούμε ότι αυτές είναι οι προτεινόμενες συντεταγμένες για τη βέλτιστη τοποθέτηση των Smallcell σταθμοί βάσης.

Για το τρίτο σενάριο εξετάζουμε το ίδιο δίκτυο με την ίδια υποδομή. Οι αλλαγές εντοπίζονται στο πλήθος χρηστών που μελετάμε και στον τρόπο με τον οποίο αυτοί εμφανίζονται στο δίκτυο. Εξετάζουμε μόνο μία ομάδα χρηστών στο δίκτυο (συγκεκριμένα 10 χρήστες) οι οποίοι δεν

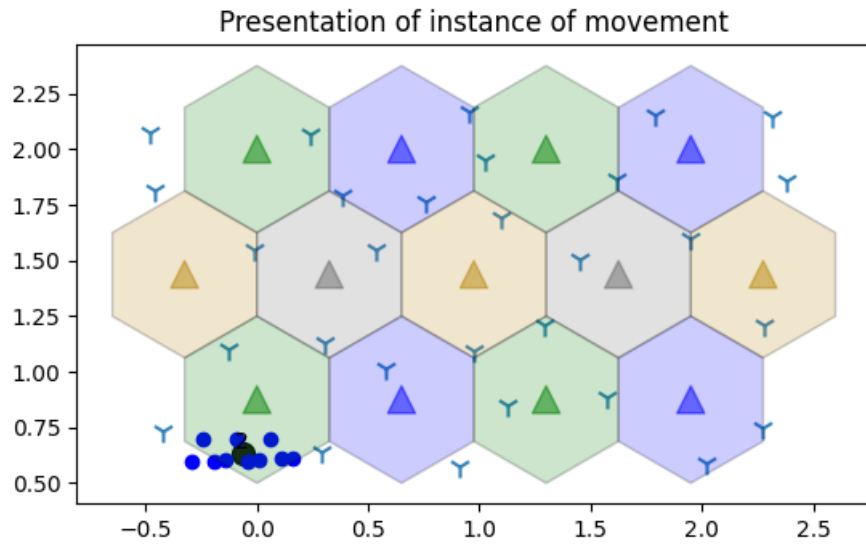
είναι στάσιμοι στο δίκτυο, αλλά κινούνται κατά μήκος του. Η κίνηση των χρηστών αυτών μπορεί να μελετηθεί σε 10 στιγμιότυπα του δικτύου τα οποία φαίνονται στις εικόνες 5.5 έως 5.14. Κάθε φορά θεωρούμε ότι οι χρήστες κινούνται ταυτόχρονα σαν μία ομάδα, και έτσι μπορούμε να θεωρήσουμε ότι σχηματίζουν μία συστάδα, η οποία αντικατοπτρίζεται από το cluster center της.

Για να προσομοιώσουμε την κίνηση των χρηστών χρησιμοποιούμε την κανονική κατανομή, η οποία μας δίνει τις θέσεις των cluster center για κάθε ένα από τα 10 στιγμιότυπα στα οποία εξετάζουμε το δίκτυο μας. Ο λόγος για τον οποίο χρησιμοποιήσαμε την κανονική κατανομή είναι γιατί μπορεί να περιγράψει μια ρεαλιστική μονής κατεύθυνσης κίνηση των χρηστών στο δίκτυο, η οποία να χαρακτηρίζεται από ένα μοτίβο και να μην είναι εντελώς τυχαία.

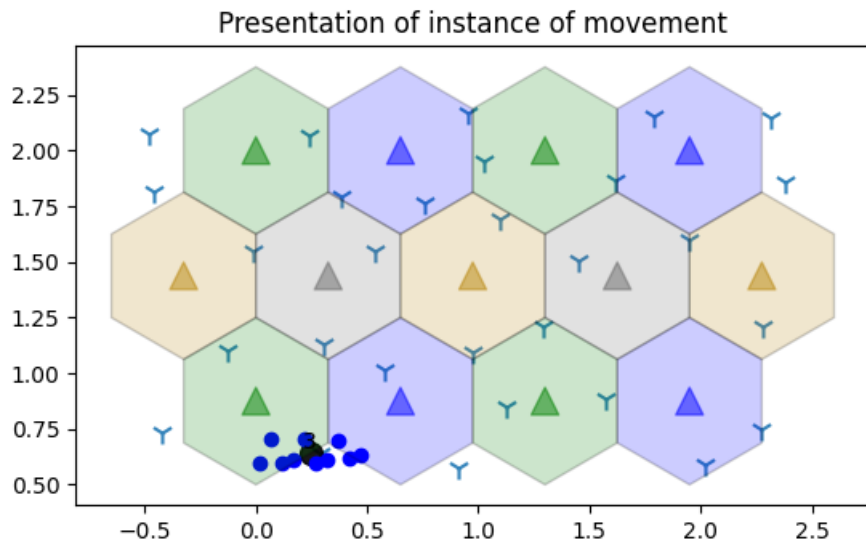


Σχήμα 5.5: Αρχική θέση χρηστών στο δίκτυο

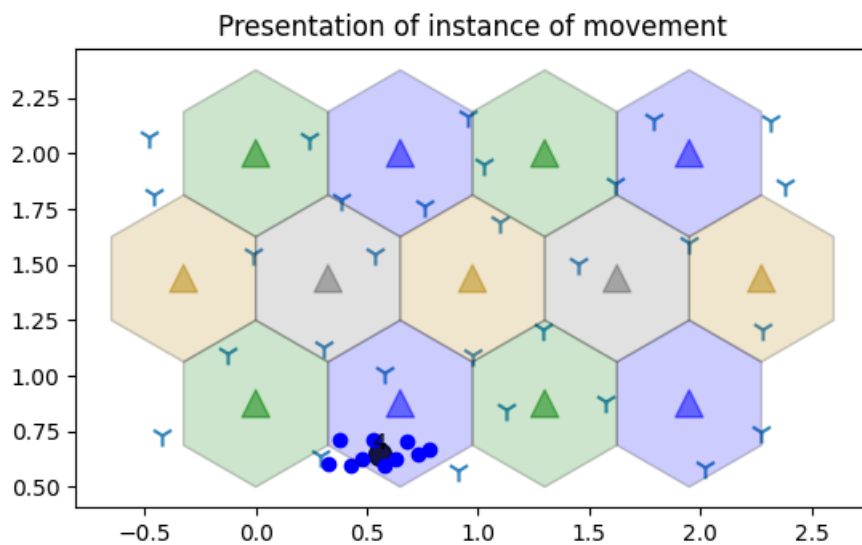
Τέλος στον πίνακα 5.1 που ακολουθεί μπορούμε να δούμε αναλυτικότερα όλες τις παραμέτρους που καθορίζουν το δίκτυο μας.



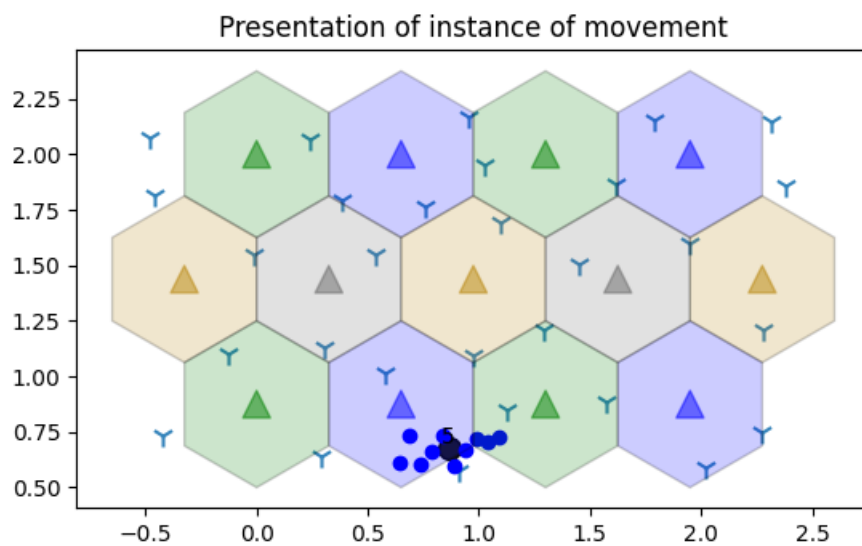
Σχήμα 5.6: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το δεύτερο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



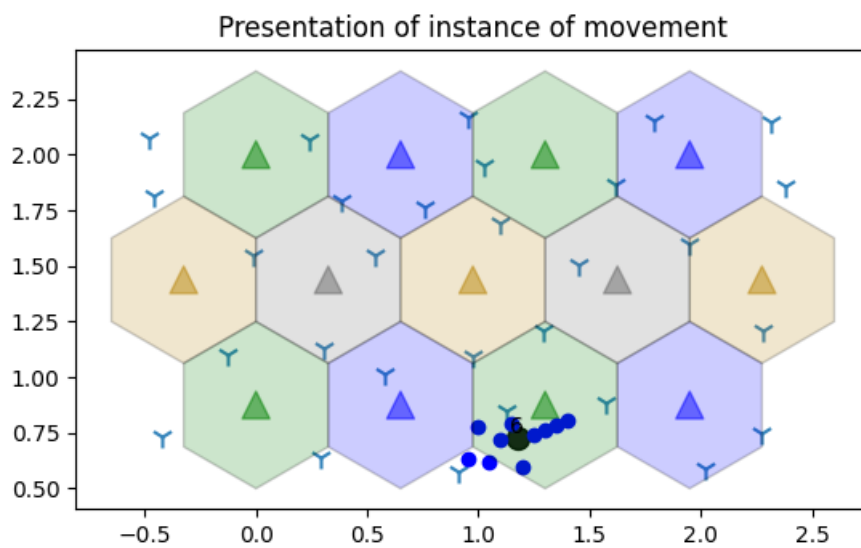
Σχήμα 5.7: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το τρίτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



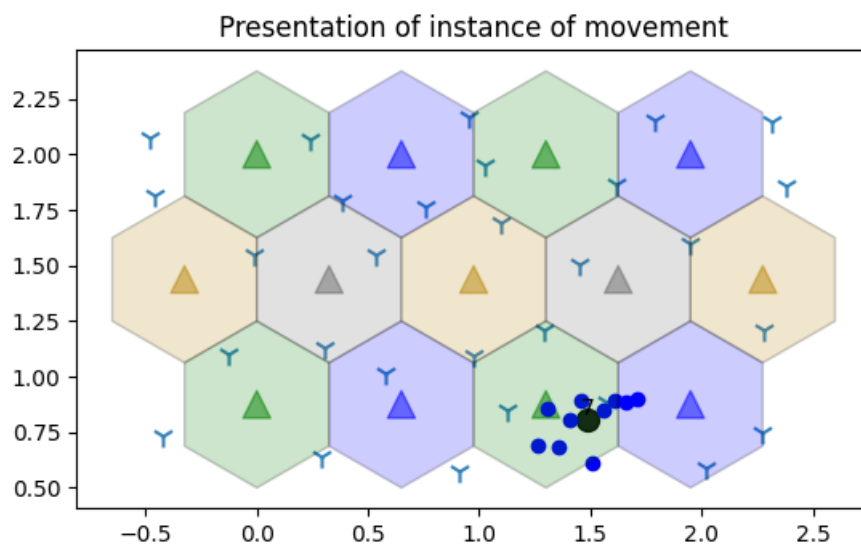
Σχήμα 5.8: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το τέταρτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



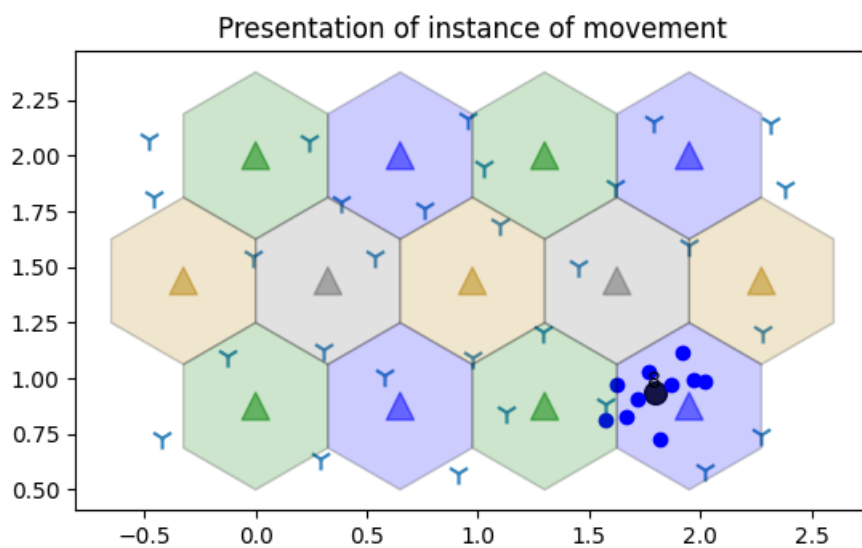
Σχήμα 5.9: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το πέμπτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



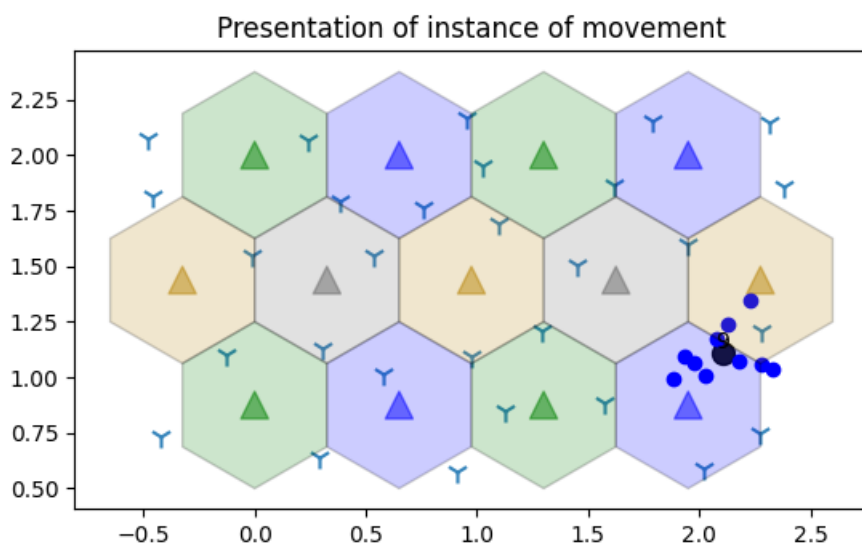
Σχήμα 5.10: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το έκτο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



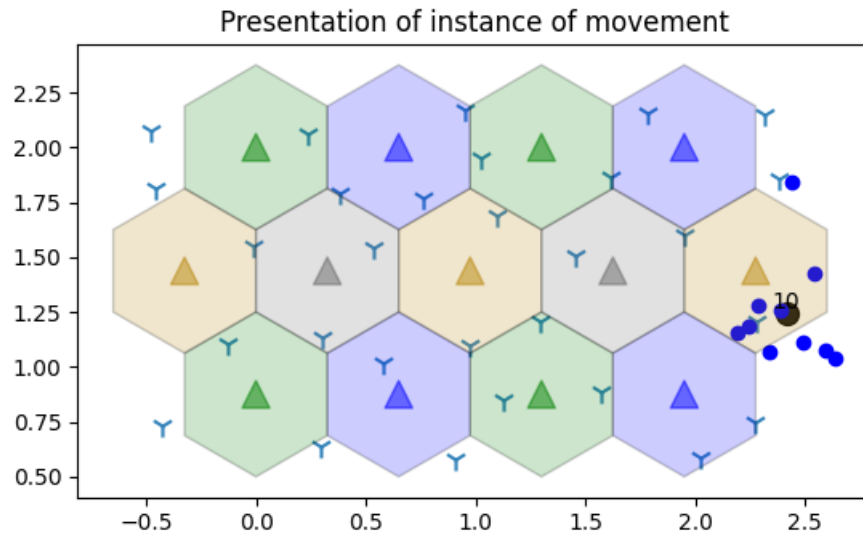
Σχήμα 5.11: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το έβδομο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



Σχήμα 5.12: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το όγδοο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



Σχήμα 5.13: Θέση χρηστών στο δίκτυο κατά το ένατο στιγμιότυπο εξέτασης του δικτύου



Σχήμα 5.14: Τελική θέση χρηστών στο δίκτυο

Πίνακας 5.1: Παράμετροι προσομοίωσης

Παράμετρος	Ορισμένη τιμή
Ισχύς μετάδοσης Macro cell	50 dbm
Ισχύς μετάδοσης Smallcell	24 dbm
Ισχύς μετάδοσης εξοπλισμού χρήστη	20 dbm
McBS Pathloss exponent	4
SBS Pathloss exponent	3.6
Σύσταση δικτύου	13 Mcells και 29 Scells
Πλήθος χρηστών	100, 200 ανδ 500
Κατανομή που ακολουθούν οι Ομοιόμορφη καταστάσιμοι χρήστες	κατανομή
Κατανομή που ακολουθούν οι Κανονική κατανοκινούμενοι χρήστες	μή
Αλγόριθμος συσταδοποίησης χρηστών	Αλγόριθμος k-means

Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα

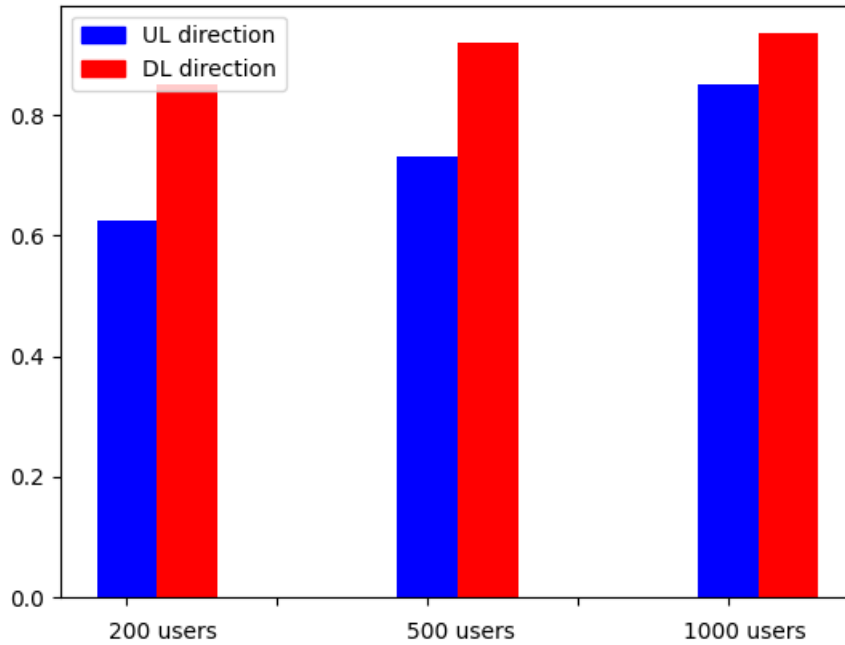
Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τους μηχανισμούς που προτείναμε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Για τις πρώτες δύο περιπτώσεις θα εξετάσουμε τα αποτελέσματα σε περιπτώσεις όπου οι χρήστες που εντοπίζονται στο δίκτυο παραμένουν σταθεροί, ενώ για το τελευταίο σενάριο θα εξετάσουμε ένα σενάριο όπου οι χρήστες μας κινούνται κατά μήκος του δικτύου. Για να παρουσιάσουμε την κίνηση των χρηστών θα παρουσιάσουμε το δίκτυο μας σε διαφορετικά χρονικά στιγμιότυπα όπου θα απεικονίζεται η κίνηση τους.

6.1 Αποτελέσματα μηχανισμού πρόβλεψης αντιστοίχισης χρηστών σε σταθμούς βάσης

Στο πρώτο σενάριο αξιοποιήθηκαν τα αποτελέσματα από το δικτυακό μοντέλο που προσομοιώσαμε. Τα αποτελέσματα αυτά αποθηκεύτηκαν σε ένα dataset το οποίο περιείχε τις αντιστοιχίσεις χρηστών με σταθμούς βάσης. Έπειτα παράχθηκε ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης το οποίο βασίζεται στην τεχνική 'Decision Trees' το οποίο εκπαιδεύτηκε πάνω σε αυτά τα δεδομένα.

Το dataset που χρησιμοποιήθηκε διαχωρίστηκε σε δύο μικρότερα. Το πρώτο από αυτά αποτελεί το training dataset που χρησιμοποιήθηκε από το μοντέλο μας για να εκπαιδευτεί και το δεύτερο dataset χρησιμοποιήθηκε για να τεστάρουμε τις ικανότητες του μοντέλου μας. Κρατώντας σταθερό το μέγεθος των δύο dataset (το training dataset αντιστοιχεί στο 80 τοις εκατό του αρχικού και το test dataset στο 20 τοις εκατό του αρχικού), βλέπουμε στο σχήμα 6.1 την απόδοση του μοντέλου μας.

Όταν αυξάνουμε το πλήθος των χρηστών στο δικτυακό μοντέλο, αυξάνεται αντίστοιχα και το μέγεθος του dataset που παράγεται από αυτό. Ξεκινώντας με 200 χρήστες, η παραγόμενη ακρίβεια είναι 0,625 για την κατεύθυνση UL ενώ είναι 0,85 για την κατεύθυνση DL. Με ένα πλήθος 500 χρηστών, βλέπουμε την ακρίβεια να αυξάνεται σε 0,73 για την κατεύθυνση UL και σε 0,92 για την κατεύθυνση DL. Τέλος με ένα dataset που να αποτελείται από 1000 εγγραφές, βλέπουμε την ακρίβεια να αυξάνεται σε 0,84 για την κατεύθυνση UL και σε 0,935 για την κατεύθυνση DL.



Σχήμα 6.1: Παραχθείσα ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού

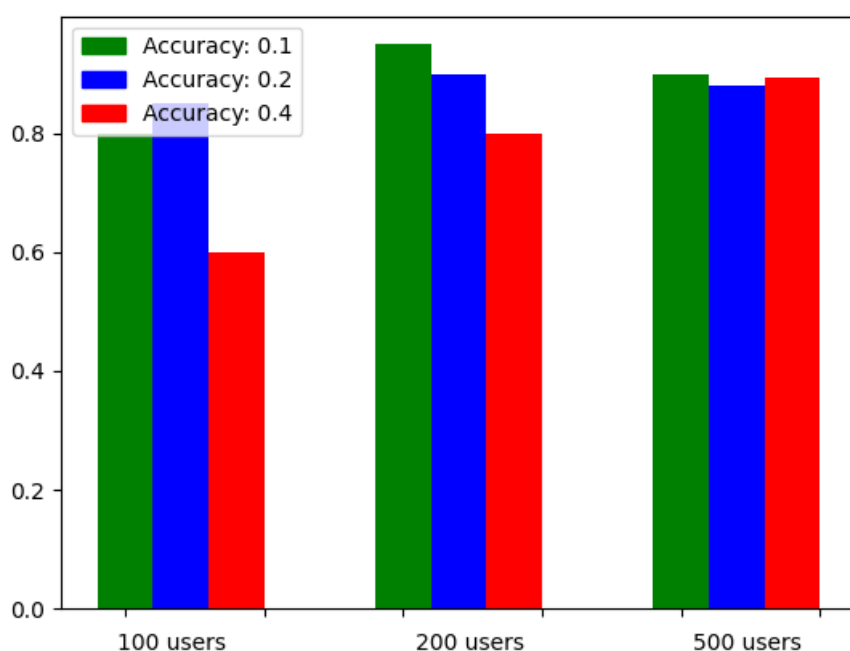
Όπως συμπεραίνουμε από τα αποτελέσματα μας η πρόβλεψη για την κατεύθυνση DL, είναι σαφώς καλύτερη από ότι στην κατεύθυνση UL. Αυτό είναι αναμενόμενο καθώς οι περισσότεροι χρήστες στην κατεύθυνση DL, αντιστοιχίζονται σε οι Macro cell σταθμούς βάσης. Οι Macro cell σταθμοί βάσης είναι πεπερασμένοι (13), ένα πλήθος σχετικά μικρό μπροστά στο συνολικό πλήθος Smallcell σταθμών βάσης (42). Έτσι εφόσον οι περισσότεροι χρήστες σε αυτήν την κατεύθυνση αντιστοιχίζονται σε αυτούς, το μοντέλο έχει καλύτερες πιθανότητες να προβλέψει αποδοτικά την αντιστοίχιση ενός χρήστη με κάποιον σταθμό βάσης, με την έννοια ότι υπάρχουν συγκεκριμένοι σταθμοί βάσης που εμφανίζονται συχνότερα. Έτσι είναι πιο εύκολο για το μοντέλο να κάνει μία αποτελεσματική πρόβλεψη το σωστού σταθμού βάσης στον οποίο αντιστοιχίζεται κάποιος χρήστης, καθώς έχει να επιλέξει μέσα από ένα μικρό σχετικά πλήθος σταθμών βάσης

Είναι σημαντικό όμως να αναφέρουμε ότι το μέγεθος του training dataset (αντίστοιχα και του test dataset) επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την απόδοση του μοντέλου μας. Αυτό είναι αναμενόμενο, δεδομένης της πολυπλοκότητας των μοτίβων που χαρακτηρίζουν την ταξινόμηση χρηστών. Τέτοια πολύπλοκα μοντέλα είναι σημαντικό να τροφοδοτούνται με ένα συγκεκριμένο μέγεθος training dataset, έτσι ώστε να είναι σε θέση να εντοπίσουν οποιαδήποτε συσχέτιση μεταξύ των παραμέτρων και να παράξουν ακριβή αποτελέσματα. Αυτό μας βοηθάει να αποφύγουμε περιπτώσεις underfitting στο μοντέλο μας. Ωστόσο εξίσου σημαντική είναι και η αποφυγή περιπτώσεων overfitting, δηλαδή περιπτώσεων όπου το μοντέλο βρίσκει μοτίβα συσχέτισης στα δεδομένα που δεν υπάρχουν.

Αυτά τα αποτελέσματα μας δείχνουν ότι η αξιοποίηση μιας τεχνικής MM μπορεί να αποδειχθεί αρκετά αποδοτική για την πρόβλεψη της ταξινόμησης χρηστών στο δίκτυο, ιδίως με

ένα ικανοποιητικού μεγέθους dataset. Ωστόσο δεν είναι πάντα εύκολο να έχουμε στη διάθεση μας μεγάλα dataset. Ας δούμε πώς αλλάζει η ακρίβεια του μοντέλου μας ανάλογα με το πώς χωρίζουμε εμείς το αρχικό μας dataset σε training dataset και test dataset.

Στα παρακάτω σχήματα θα δούμε το πόσο επηρεάζει την παραγόμενη ακρίβεια το μέγεθος του training dataset και αντίστοιχα του test dataset. Θα ξεκινήσουμε εξετάζοντας την ακρίβεια πρόβλεψης στην κατεύθυνση DL, η οποία φαίνεται στο σχήμα 6.2. Βλέπουμε ότι στην περίπτωση που έχουμε 100 χρήστες το πρόγραμμα μας λειτουργεί καλύτερα όταν το training dataset παραμένει σχετικά μεγάλο (δηλαδή όσο το μέγεθος του test dataset είναι 10-20 τοις εκατό του αρχικού dataset), ενώ η ακρίβεια πρόβλεψης πέφτει δραματικά όταν το μέγεθος του test dataset γίνει 40 τοις εκατό του αρχικού test dataset. Αυτό το αποτέλεσμα είναι αναμενόμενο, δεδομένου ότι ένα training dataset από 60 χρήστες δεν είναι αρκετό ώστε το μοντέλο μας να εντοπίσει όλα τα απαραίτητα μοτίβα στην ταξινόμηση χρηστών.

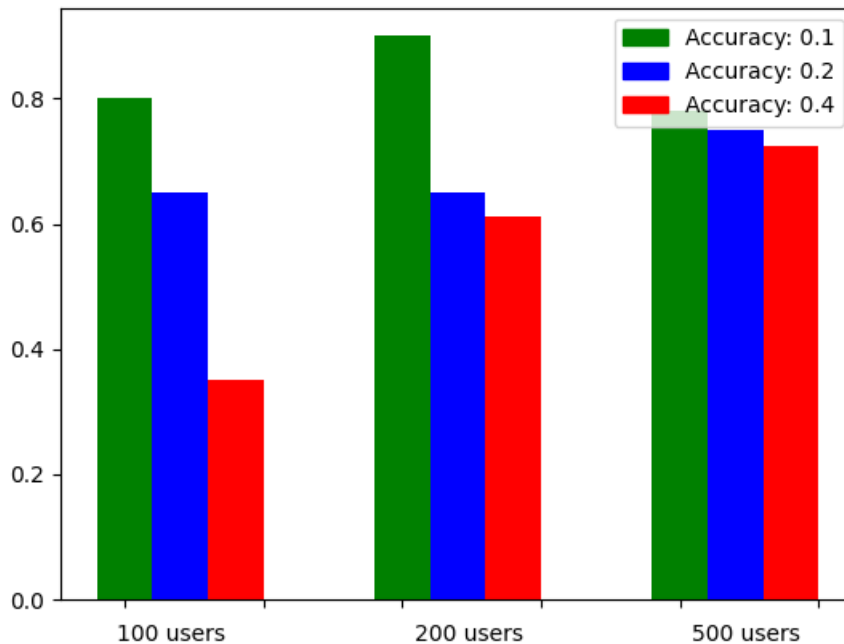


Σχήμα 6.2: Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού ανά μέγεθος training dataset στην κατεύθυνση DL

Στη συνέχεια αυξάνουμε το μέγεθος του αρχικού dataset, φτάνοντας τις 200 εγγραφές. Σε αυτήν την περίπτωση βλέπουμε το μοντέλο μας να συμπεριφέρεται με τον ίδιο τρόπο με προηγούμενως - δηλαδή αποδίδει καλύτερα με μεγαλύτερο training dataset - ωστόσο παρουσιάζει μια σαφή βελτίωση στην απόδοση πρόβλεψης σε σχέση με την προηγούμενη περίπτωση. Βλέπουμε ότι πλέον ένα training dataset μεγέθους 60 τοις εκατό του αρχικού αποδίδει σαφώς καλύτερα σε σχέση με την πρώτη περίπτωση. Τέλος εξετάζουμε την περίπτωση όπου έχουμε 500 χρήστες. Εδώ βλέπουμε το μοντέλο μας να έχει φτάσει σε μια ισορροπία, όπου και στα τρία μεγέθη training/test dataset έχουμε παρόμοια απόδοση. Αυτό μας υποδεικνύει ότι ένα dataset που αποτελείται από 500 εγγραφές και στη συνέχεια χωρίζεται σε training dataset και test dataset είναι ικανοποιητικό για την εκπαίδευση του μοντέλου μας.

Στη συνέχεια θα εξετάσουμε την ακρίβεια πρόβλεψης στην κατεύθυνση UL, η οποία φαίνεται στο σχήμα 6.3. Σε αυτήν την περίπτωση βλέπουμε ότι το μοντέλο μας για 100 χρήστες έχει χαμηλή ακρίβεια πρόβλεψης, ξεκινώντας με 0,8 για μέγεθος training dataset ίσο με το 80 τοις εκατό του αρχικού, και καταλήγει σε 0,35 όταν το training dataset ίσο με το 60 τοις εκατό του αρχικού. Βλέπουμε ότι στην τελευταία περίπτωση η ακρίβεια μας δεν είναι καν αποδεκτή προς χρήση. Τα αποτελέσματα αυτά είναι απόλυτα λογικά, καθώς η πρόβλεψη της αντιστοίχισης στην κατεύθυνση UL είναι σαφώς πιο δύσκολη από την αντιστοίχιση χρηστών στην κατεύθυνση DL, όπως θα δούμε παρακάτω.

Αυξάνοντας το μέγεθος του dataset σε 200 εγγραφές βλέπουμε το μοντέλο μας να πετυχαίνει αξιόλογη ακρίβεια (0,90) για μεγάλο μέγεθος training dataset, η οποία όμως μειώνεται δραματικά όσο μειώνεται και το μέγεθος του. Αυτό μας υποδεικνύει ότι το μέγεθος του dataset ακόμα δεν είναι το ιδανικό. Φτάνοντας τώρα στους 500 χρήστες, βλέπουμε το μοντέλο μας να αποδίδει αρκετά καλύτερα. Για οποιοδήποτε μέγεθος training/test dataset το μοντέλο μας αποδίδει παρόμοια αποδεικνύοντας ότι ένα dataset από 500 χρήστες είναι αξιοποιήσιμο και μπορεί να θεωρηθεί ως το κάτω όριο για το μοντέλο μας.



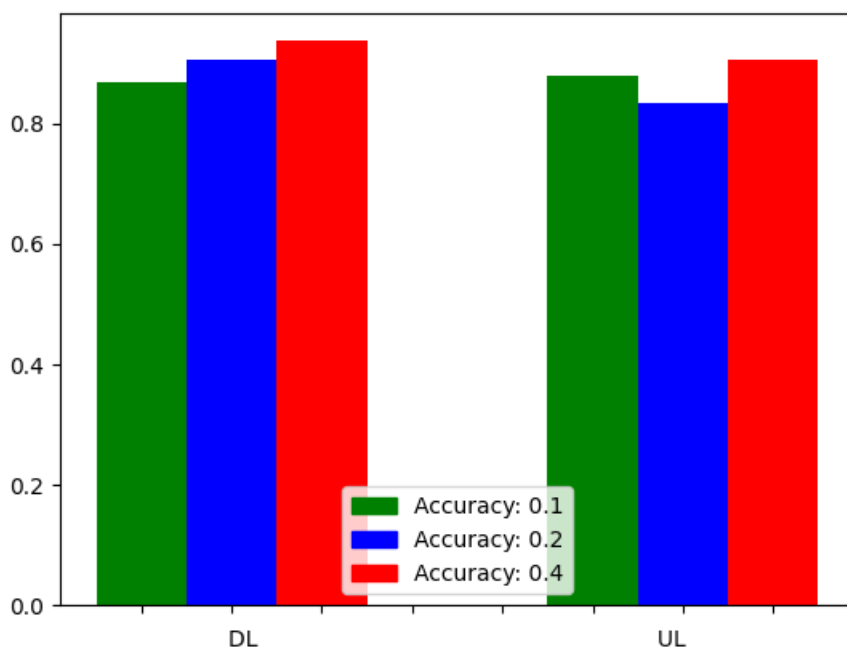
Σχήμα 6.3: Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού ανά μέγεθος training dataset στην κατεύθυνση UL

Τέλος ας δούμε αν οι παρατηρήσεις μας επαληθεύονται σε ένα dataset που να αποτελείται από 1000 εγγραφές. Βλέπουμε ότι την καλύτερη ακρίβεια την πετυχαίνουμε στην περίπτωση όπου το training dataset αποτελεί το 60 τοις εκατό του αρχικού μας dataset και το test dataset αντιστοιχεί στο 40 τοις εκατό του αρχικού dataset. Ωστόσο βλέπουμε ότι η διαφορά της ακρίβειας μεταξύ των τριών περιπτώσεων είναι αρκετά μικρή.

Τα αποτελέσματα αυτά μας επαληθεύουν ότι ένα ικανοποιητικό μέγεθος training dataset είναι επιθυμητό ωστόσο όχι απαραίτητο καθώς μπορεί να οδηγήσει στην εμφάνιση φαινομένων

overfitting. Ιδιαίτερα στην περίπτωση του DL, η πρόβλεψη της αντιστοίχισης των χρηστών σε σταθμούς βάσης είναι σχετικά εύκολη. Έτσι στην περίπτωση που το training dataset είναι ιδιαίτερα μεγάλο (π.χ. το 90 τοις εκατό του αρχικού) το μοντέλο μας αναγνωρίζει μοτίβα τα οποία δεν υπάρχουν στην πραγματικότητα, ενώ με ένα μικρότερο training dataset, αναγνωρίζει ακριβώς τα μοτίβα που απαιτούνται.

Εξετάζοντας τώρα την ακρίβεια στην περίπτωση της κατεύθυνσης UL, βλέπουμε ότι πετυχαίνουμε τη μεγαλύτερη ακρίβεια πάλι για την περίπτωση όπου το training dataset αποτελεί το 60 τοις εκατό του αρχικού μας dataset και το test dataset αντιστοιχεί στο 40 τοις εκατό του αρχικού dataset. Ωστόσο σε αυτήν την περίπτωση δεν μπορούμε να προσδιορίσουμε σαφώς το ποιο μέγεθος λειτουργεί καλύτερα. Η αντιστοίχιση σταθμών σε χρήστες στην κατεύθυνση UL είναι πιο πολύπλοκη διαδικασία. Εδώ οι χρήστες συνήθως αντιστοιχίζονται σε Smallcell σταθμούς βάσης, οι οποίοι είναι οι 29 από τους 42 σταθμούς βάσης του δικτύου. Έτσι εδώ το μοντέλο έχει σαφώς μικρότερη απόδοση από την κατεύθυνση DL αλλά είναι και πιο πολύπλοκα. Μοτίβα τα οποία καλείται να εντοπίσει. Έτσι η απόδοση του επηρεάζεται περισσότερο από την πολυπλοκότητα της αντιστοίχισης παρά από το μέγεθος του training dataset.



Σχήμα 6.4: Ακρίβεια πρόβλεψης μηχανισμού για 1000 χρήστες

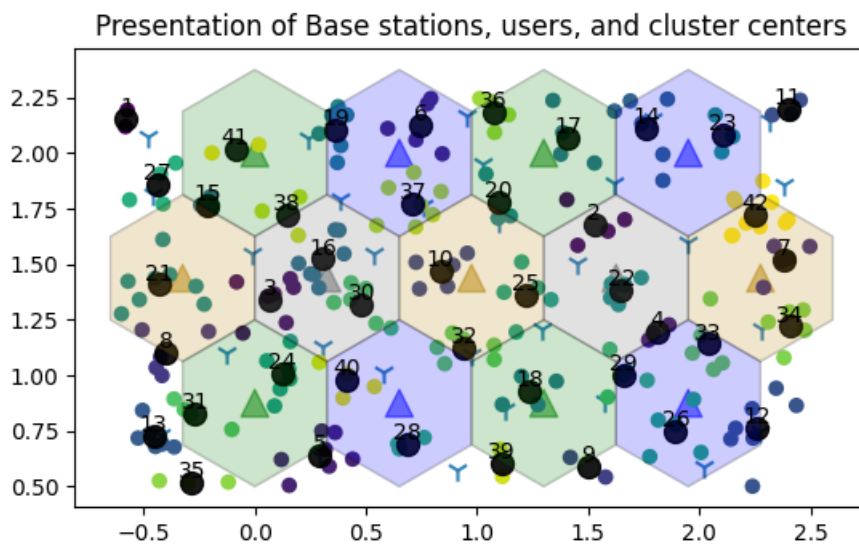
Οι καθαρά δικτυακές τεχνικές ταξινόμησης που υπάρχουν είναι αρκετά εκτενείς αλλά και ακριβείς στο να επιλέγουν τον σταθμό βάσης ο οποίος αντιστοιχίζεται καλύτερα σε κάθε χρήστη. Αυτό σημαίνει ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μια πολύ καλή πηγή για τη δημιουργία datasets που μπορούν να αξιοποιηθούν για την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ειδικότερα στην περίπτωση μας το Decision Trees είναι μία μέθοδος που μπορεί να αποδώσει προβλέψεις με πολύ μεγάλη ακρίβεια. Αυτό σε πραγματικά δίκτυα μπορεί να μεταφραστεί σε μία μαζική βελτίωση της απόδοσης πραγματικού χρόνου για το δίκτυο. Τα

κλασικά δικτυακά μοντέλα ταξινόμησης χρηστών λαμβάνουν υπόψιν αρκετές μετρικές αλλά και παραμέτρους του δικτύου και σαν αποτέλεσμα παρουσιάζουν υψηλή πολυπλοκότητα η οποία πρέπει να αποφευχθεί καθώς με την εισαγωγή όλο και περισσότερων συσκευών στο δίκτυο μπορεί να γίνει απαγορευτική για χρήση σε περιβάλλοντα πραγματικού χρόνου.

Η αξιοποίηση μοντέλων MM που εκπαιδεύονται σε datasets που παράγονται από κλασικά δικτυακά μοντέλα, έχει σαν αποτέλεσμα αρκετά βελτιωμένη απόδοση στη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο καθώς ένα απλούστερο μοντέλο συνήθως διαθέτει αρκετά καλύτερη χρονική πολυπλοκότητα και είναι σε θέση να αποδώσει αρκετά αξιόπιστα αποτελέσματα ακόμα και σε περιπτώσεις με περιορισμένους υπολογιστικούς δικτυακούς πόρους.

6.2 Αποτελέσματα μηχανισμού πρόβλεψης βέλτιστων θέσεων τοποθέτησης Smallcell σταθμών βάσης

Για το δεύτερο μας σενάριο, έχουμε την παραγωγή συστάδων χρηστών για την περίπτωση με 200 χρήστες, οι οποίες φαίνονται στο σχήμα 6.5, μαζί με τα δημιουργηθέντα cluster centers. Αυτά εμφανίζονται ως μαύρες τελείες, ενώ οι χρήστες που ανήκουν στην ίδια συστάδα εμφανίζονται ως τελείες με παρόμοιο χρώμα. Στο δίκτυο μας έχουμε ορίσει 42 σταθμούς βάσης, οπότε εξετάζουμε την περίπτωση δημιουργίας 42 συστάδων, έτσι ώστε κάθε μία να αντιστοιχίζεται σε ένα σταθμό βάσης. Η θέση, δηλαδή οι συντεταγμένες των McBSs δεν μπορεί να αλλάξει, ενώ η θέση τοποθέτησης των SBSs μπορεί σχετικά εύκολα να αλλάξει.

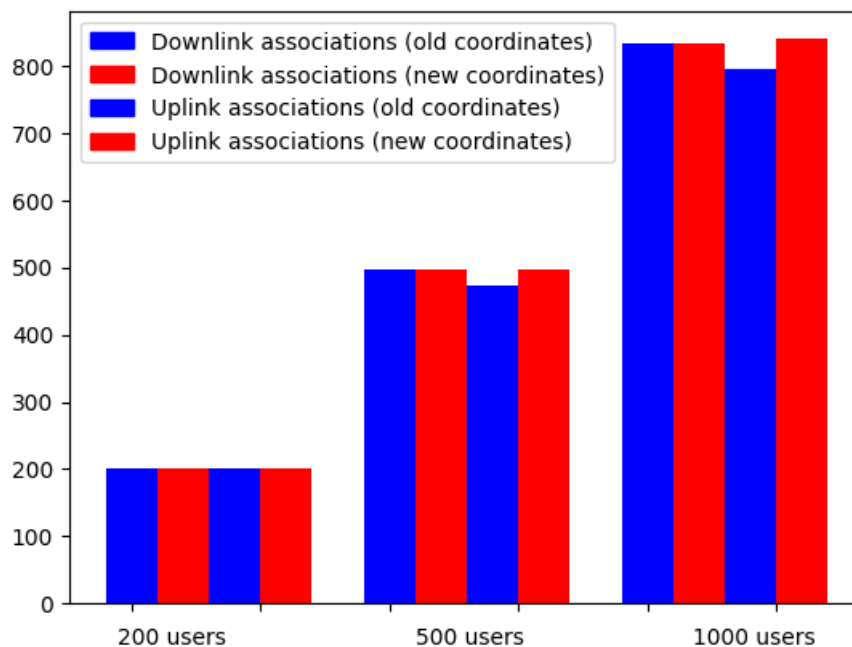


Σχήμα 6.5: Δημιουργηθείσες συστάδες από 200 χρήστες

Αξιοποιώντας τις συντεταγμένες των cluster centers ως νέες συντεταγμένες για τους Smallcell σταθμούς βάσης, συνεχίζουμε τις προσομοιώσεις μας. Με την μέθοδο που προτείνουμε βλέπουμε ότι η μέση απόσταση των cluster centers από τον πλησιέστερο δυνατό Smallcell σταθμό βάσης μειώνεται σε σχέση με τη τυχαία τοποθέτηση σταθμών βάσης. Μάλιστα

βλέπουμε ότι στο δίκτυο μας η μέση απόσταση μεταξύ χρηστών και σταθμών βάσης υποτριπλασιάζεται. Οι μικρότερες αποστάσεις μεταφράζονται σε μικρότερο pathloss αλλά και μικρότερη εξασθένιση σήματος. Αυτό σημαίνει ότι οι χρήστες πρακτικά θα είναι σε θέση να απολαμβάνουν ακόμα καλύτερους ρυθμούς δεδομένων, ειδικότερα στην κατεύθυνση UL. Παραδοσιακά, οι απαιτήσεις της κατεύθυνσης UL είναι μικρότερες από τις απαιτήσεις της κατεύθυνσης DL και ικανοποιούνται από τους Smallcell σταθμούς βάσης. Οπότε ο μηχανισμός μας αναμένεται να αποδειχθεί πολύ αποδοτικός κυρίως σε αυτήν την κατεύθυνση.

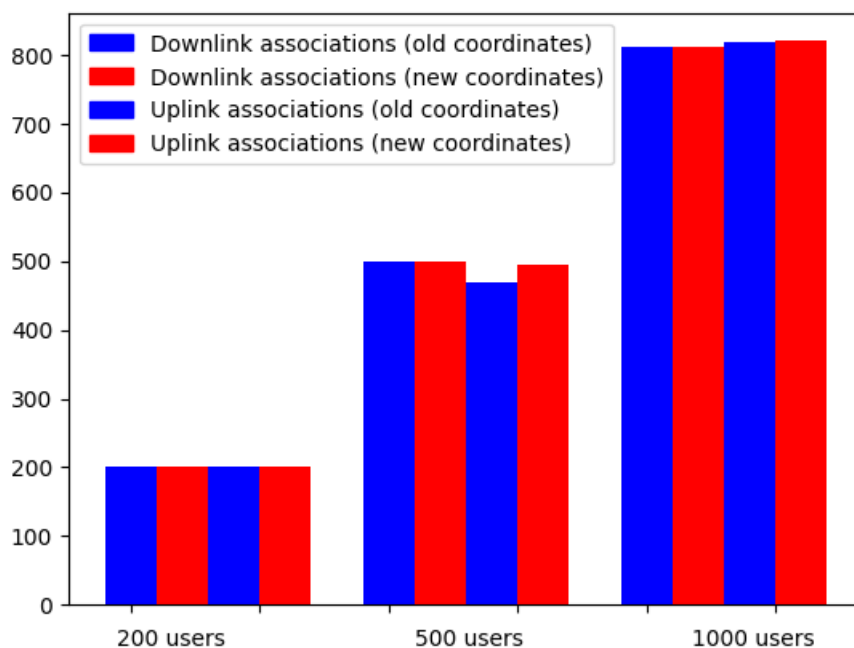
Στις προσομοιώσεις μας, τα cluster centers που είναι κοντά σε Macro cell σταθμούς βάσης, παρουσιάζουν την ίδια απόσταση από όλα τα Macro cell και στις δύο προσεγγίσεις, καθώς οι συντεταγμένες τους παραμένουν σταθερές. Η πρότασή μας αποδίδει αξιόλογα αποτελέσματα για την UL κατεύθυνση. Όπως φαίνεται στο σχήμα 6.6, με την πρόταση που κάνουμε, τα αποτελέσματα για αυτήν την κατεύθυνση είναι τουλάχιστον συγκρίσιμα με την τυχαία τοποθέτηση των Smallcell σταθμών βάσης.



Σχήμα 6.6: Ταξινόμηση χρηστών με τον προτεινόμενο μηχανισμό

Κάνοντας μία δεύτερη προσομοίωση για να σιγουρευτούμε ότι έχουμε παρόμοια αποτελέσματα, βλέπουμε ότι ο μηχανισμός αποδίδει σταθερά αποδοτικά. Τα αποτελέσματα της δεύτερης προσομοίωσης φαίνονται στην εικόνα 6.7.

Βελτιωμένα αποτελέσματα αναμένεται να είναι ιδιαίτερα εμφανή σε μια ρεαλιστική τοπολογία δικτύου όπου εντάσσονται και άλλοι παράγοντες όπως το Non Line of Sight (NLOS), όπου εκεί τα cluster centers θα αντιστοιχίζονται σε σημεία όπου όντως έχουν πρόσβαση οι χρήστες και πιθανότατα η εξυπηρέτησή τους από κακώς τοποθετημένα Smallcell είναι δύσκολη. Όντως είναι αρκετά δύσκολο να είμαστε σίγουροι για το που θα εμφανιστούν οι χρήστες και τι διαδρομή θα ακολουθήσουν, ωστόσο με τον προτεινόμενο μηχανισμό ξέρουμε εξ αρ-



Σχήμα 6.7: Ταξινόμηση χρηστών με τον προτεινόμενο μηχανισμό, σχήμα Β

χής πιθανά σημεία συμφόρησης τα οποία βασίζονται σε δεδομένα χρήσης. Τα αποτελέσματα του μηχανισμού μας βρίσκουν άμεση εφαρμογή σε τέτοιες περιπτώσεις όπου μπορούν να αποτελέσουν έναν αξιόλογο οδηγό για το που να επανατοποθετήσουμε τους σταθμούς βάσης αλλά και στην περίπτωση που θέλουμε να βρούμε συντεταγμένες τοποθέτησης νέων Smallcell σταθμών βάσης. Στη δεύτερη περίπτωση, μπορούμε απλά να εκτελέσουμε τον κώδικα μας, σχηματίζοντας περισσότερα clusters.

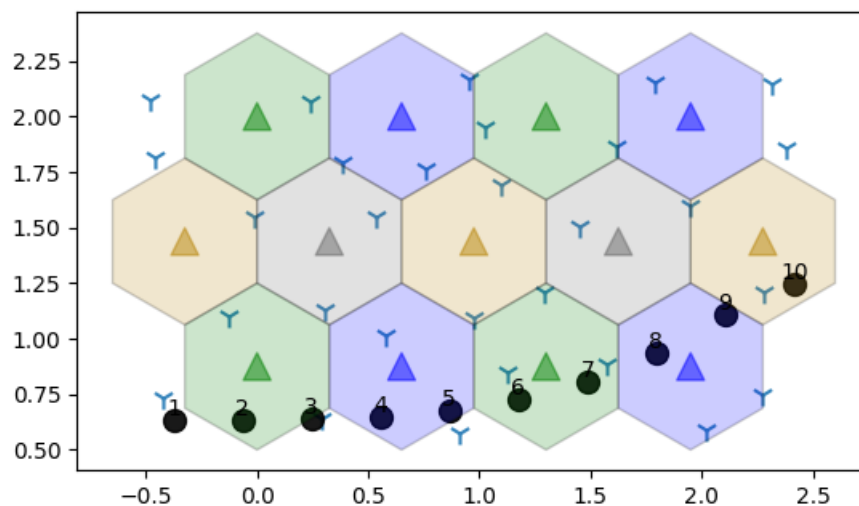
Καθώς οι περισσότερες συσχετίσεις χρηστών στην DL κατεύθυνση γίνονται με Macro cell σταθμούς βάσης (που παραμένουν σταθεροί και στις δύο προσομοιώσεις), τα αποτελέσματα σε αυτήν την περίπτωση παραμένουν τα ίδια και στις δύο περιπτώσεις. Η διαφορά εντοπίζεται στην UL κατεύθυνση. Εκεί βλέπουμε τους χρήστες να συνδέονται κυρίως με Smallcell. Όλοι αυτοί οι χρήστες συνδέονται με σταθμούς οι οποίοι θα τους αποδώσουν το καλύτερο δυνατό SINR, που σημαίνει ότι απολαμβάνουν την καλύτερη διαθέσιμη ποιότητα υπηρεσίας. Η πρότασή μας, αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποδοτική στην πρόβλεψη της βέλτιστης τοποθέτησης νέων Smallcell στο δίκτυο. Αυτό θα ενισχύσει ακόμα περισσότερο την προσφερόμενη ποιότητα υπηρεσίας, ιδιαίτερα για την UL κατεύθυνση. Ένα μεγαλύτερο πλήθος διασυνδεδεμένων χρηστών στο δίκτυο μπορεί να έχει σαν αποτέλεσμα σαφή αύξηση του συνολικού throughput του δικτύου.

Δεδομένου ότι και το pathloss όπως και το SINR εξαρτώνται σαφώς από την απόσταση ενός χρήστη από το σταθμό βάσης που τον εξυπηρετεί, οι χρήστες θα δουν αυξημένους ρυθμούς δεδομένων με μικρότερη εξασθένιση σήματος (λόγω του μικρότερου pathloss). Η μικρότερη απόσταση επίσης εγγυάται καλύτερη αξιοποίηση των πόρων του δικτύου, καθώς οι χρήστες θα χρειάζονται μικρότερο πλήθος Resource Blocks (RBs) από τους σταθμούς που τους εξυπηρετούν. Το μικρότερο πλήθος RBs ανά χρήστη με τη σειρά του εγγυάται ότι περισ-

σότεροι χρήστες θα ικανοποιούνται από το ίδιο (σταθερό) πλήθος πόρων. Σαν αποτέλεσμα, με την πρόταση μας θα υπάρξει μεγάλη αύξηση στο συνολικό throughput του δικτύου.

6.3 Αποτελέσματα μηχανισμού εκτίμησης κίνησης χρηστών στο δίκτυο

Για να μπορέσουμε να παράγουμε αποτελέσματα για τον τρίτο μηχανισμό θα αξιοποιήσουμε τις δυνατότητες που μας προσφέρει η αναδρομή. Συγκεκριμένα θα εφαρμόσουμε Linear Regression και Polynomial Regression προσπαθώντας να προβλέψουμε τη διαδρομή που θα ακολουθήσει ένα συγκεκριμένο πλήθος χρηστών μέσα στο δίκτυο (αγνοώντας τους υπόλοιπους χρήστες), θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα τους και θα κατασταλάξουμε για το ποια είναι η βέλτιστη για εφαρμογή στο μηχανισμό μας. Στο σχήμα 6.8 μπορούμε να δούμε όλη τη διαδρομή που ακολούθησαν οι χρήστες του δικτύου.

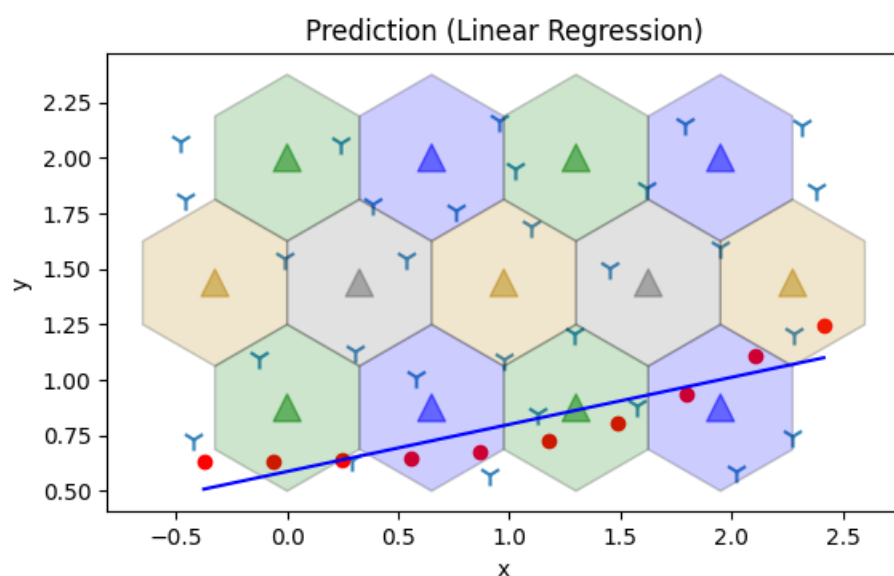


Σχήμα 6.8: Πραγματικό μονοπάτι κίνησης χρηστών στο δίκτυο

Πάμε να εξετάσουμε τα αποτελέσματα πρόβλεψης όπως παρήχθησαν από την (Linear Regression). Βλέπουμε ότι λόγω του τρόπου με τον οποίο λειτουργεί η (Linear Regression), δεν είναι σε θέση να προβλέψει ακριβώς την διαδρομή που θα ακολουθήσουν οι χρήστες καθώς ανάγει ουσιαστικά το πρόβλημα στην εύρεση μιας πρωτοβάθμιας εξίσωσης που μπορεί να αντιστοιχίσει την ανεξάρτητη μεταβλητή με την εξαρτημένη. Σε αυτήν την περίπτωση βλέπουμε ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο αυτή, μόνο αν θέλουμε να αποκτήσουμε μια καλή εικόνα για την διαδρομή που θα ακολουθήσουν οι χρήστες και να προβλέψουμε περίπου το σημείο στο οποίο θα καταλήξουν (θεωρούμε ότι γνωρίζουμε το αρχικό).

Άρα η χρήση της μπορεί να περιοριστεί μόνο σε πολύ βασικά σενάρια όπου δεν έχουμε ιδιαίτερες απαιτήσεις. Τα αποτελέσματα μπορούμε να τα δούμε στο σχήμα 6.9. Στο σχήμα απεικονίζονται με κόκκινες τελείες τα cluster centers, όπως έχουν υπολογιστεί για τα 10 στιγμιότυπα στα οποία μελετάμε το δίκτυο μας και την κίνηση των χρηστών, ενώ η μπλε γραμμή αντιστοιχεί στην πρόβλεψη κίνησης που κάνει η (Linear Regression). Αν ζητάγαμε

από το μοντέλο μας να προβλέψει τη θέση κάποιου χρήστη, το σημείο που θα μας επέστρεφε στο δίκτυο θα βρίσκονταν κατά μήκος αυτής της γραμμής.

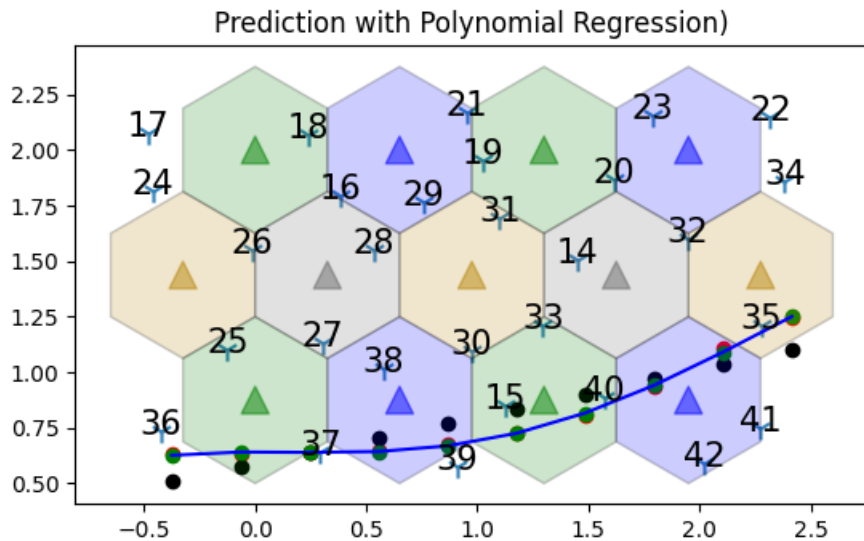


Σχήμα 6.9: Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Linear Regression)

Αρκετά ικανοποιητική από την άλλη μεριά, είναι η απόδοση της (Polynomial Regression) στην πρόβλεψη της κίνησης των χρηστών στο δίκτυο. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο σχήμα 6.10. Στο σχήμα αυτό μπορούμε να δούμε με κόκκινες τελείες τις θέσεις των cluster centers, ενώ η μπλε γραμμή απεικονίζει την πρόβλεψη της κίνησης τους όπως γίνεται από το μοντέλο μας. Βλέπουμε ότι η ακρίβεια πρόβλεψης αυτής της μεθόδου είναι αξιοσημείωτη. Η χαμπύλη πρόβλεψης πλησιάζει ιδιαίτερα τις πραγματικές συντεταγμένες από τις οποίες πέρασαν οι συστάδες χρηστών που μελετάμε και πετυχαίνει με ακρίβεια και το τελευταίο σημείο στο οποίο καταλήγουν οι χρήστες του δικτύου.

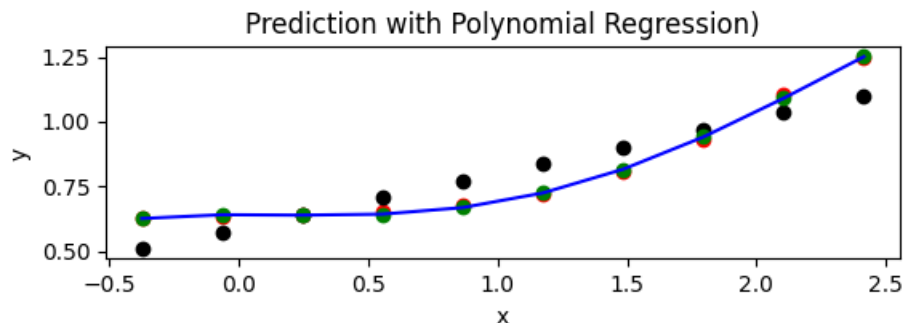
Τέλος θα παρουσιάσουμε μία σύγκριση της απόδοσης των δύο μεθόδων στο σχήμα 6.11 που φαίνεται παρακάτω. Σε αυτό το σχήμα βλέπουμε με κόκκινες τελείες την πραγματική θέση των cluster centers όπως αυτές παρήχθησαν από τα 10 στιγμιότυπα στα οποία εξετάσαμε την κίνηση των συστάδων χρηστών στο δίκτυο. Με μπλε γραμμή βλέπουμε την χαμπύλη πρόβλεψης όπως αυτή παράγεται από τη Polynomial Regression. Τέλος δίνοντας σαν όρισμα στο μοντέλο μας τις θέσεις των συστάδων στον άξονα X, βλέπουμε τα σημεία που προβλέπουν οι μηχανισμοί μας. Με μαύρες τελείες βλέπουμε τις προβλέψεις που παράχθηκαν από τη (Linear Regression) και με πράσινες τελείες βλέπουμε τις προβλέψεις που παράχθηκαν από το μοντέλο που βασίζεται σε (Polynomial Regression).

Όπως βλέπουμε το μοντέλο που βασίζεται σε Polynomial Regression είναι σαφώς καλύτερο από το μοντέλο που βασίζεται σε Linear Regression για την πρόβλεψη της κίνησης των χρηστών σε ένα δίκτυο. Αυτό συμβαίνει γιατί η κίνηση των χρηστών σε ένα δίκτυο δεν μπορεί να εκφραστεί μέσα από μία ευθεία, καθώς εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα μονοπάτια που υπάρχουν διαθέσιμα και μπορούν να διαβούν οι χρήστες. Το μοντέλο Polynomial Regression



Σχήμα 6.10: Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Polynomial Regression)

προβλέπει με αξιοσημείωτη ακρίβεια την ακριβή θέση των cluster centers. Βλέπουμε ότι οι κόκκινες και οι πράσινες τελείες στο σχήμα 6,11 σχεδόν συμπίπτουν. Αυτό μας υποδεικνύει ότι μπορούμε να δεχτούμε την μπλε ευθεία ως μια ικανοποιητική πρόβλεψη της πραγματικής πορείας των χρηστών.



Σχήμα 6.11: Σύγκριση πραγματικού μονοπατιού και πρόβλεψης (Linear/Polynomial Regression)

Τέλος θα εξετάσουμε το πώς ο παραπάνω μηχανισμός μπορεί να αξιοποιηθεί σε πραγματικά δίκτυα. Η πρόβλεψη της κίνησης των χρηστών είναι πάρα πολύ σημαντική και μπορεί να αξιοποιηθεί σε πολλές περιπτώσεις. Δύο χαρακτηριστικά σενάρια χρήσης είναι η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας του δικτύου και η βελτίωση της προσφερόμενης ποιότητας υπηρεσίας του. Πιο συγκεκριμένα αν είμαστε σε θέση να προβλέψουμε την πορεία των χρηστών σε ένα δίκτυο, μπορούμε να περιορίσουμε την ισχύ των σταθμών βάσης ή ακόμα και να απενεργοποιήσουμε σταθμούς βάσης που βρίσκονται εκτός αυτού του μονοπατιού. Σε περιπτώσεις όπου γνωρίζουμε ότι λόγω μορφολογίας του δικτύου ή προσωρινών συνθηκών οι περισσότεροι χρήστες θα ακολουθήσουν συγκεκριμένο μονοπάτι, μπορούμε να περιορίσουμε τους ενεργο-

ύς σταθμούς βάσης που βρίσκονται πολύ μακριά από αυτό (και άρα δεν θα ικανοποιούσαν χρήστες - θα ήταν ανενεργοί) για να μειώσουμε σημαντικά την καταναλισκόμενη ενέργεια από αυτούς.

Ένα δεύτερο σενάριο εφαρμογής της πρόβλεψης μονοπατιών είναι για να προβλέψουμε την βέλτιστη διαδρομή κατά μήκος της οποίας μπορούμε να τοποθετήσουμε νέους Smallcell σταθμούς βάσης. Αν σε ένα δίκτυο λόγω της μορφολογίας του, βάσει συνθηκών μπορούμε να προσδιορίσουμε τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα μονοπάτια χρηστών, μπορούμε να τοποθετήσουμε περισσότερους Smallcell σταθμούς βάσης κατά μήκος αυτών των διαδρομών έτσι ώστε να αποτρέψουμε μια ενδεχόμενη συμφόρηση δικτύου. Το γεγονός αυτό θα έχει σημαντικά οφέλη τόσο ως προς το πλήθος χρηστών που θα ικανοποιούνται όσο και ως προς την ποιότητα υπηρεσιών που απολαμβάνουν.

6.4 Συνολικά συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάσαμε τα αποτελέσματα από τους τρεις μηχανισμούς που προτείνουμε. Τα αποτελέσματα αυτά μας δείχνουν ότι η αξιοποίηση της MM μπορεί να δώσει σημαντικά οφέλη τόσο ως προς την αντιστοίχιση χρηστών όσο και με τη διαχείριση πόρων. Η πρώτη μας πρόταση μπορεί προβλέψει και να αντιστοιχίσει χρήστες στον βέλτιστο για αυτούς σταθμό βάσης ελαχιστοποιώντας έτσι την χρήση των πόρων δικτύου. Η δεύτερη μας πρόταση μας προτείνει μια αξιόπιστη μέθοδο για την τοποθέτηση των Smallcell σταθμών βάσης στο δίκτυο, ιδιαίτερα αποδοτική στην περίπτωση που θέλουμε να επεκτείνουμε το δίκτυο και να ενισχύσουμε τις υπάρχουσες υποδομές του.

Ο τρίτος μηχανισμός μας στοχεύει στην πρόληψη της κίνησης των χρηστών κατά μήκος του δικτύου. Η κίνηση αυτή χαρακτηρίζεται σε μεγάλο βαθμό από τη μορφολογία του δικτύου και για αυτό το λόγο καταλήξαμε ότι μοντέλα που βασίζονται σε (Linear Regression) δεν είναι αποδοτικά, έτσι στραφήκαμε σε μοντέλο (Polynomial Regression). Ο μηχανισμός αυτός μπορεί να αποδειχθεί ιδιαίτερα σημαντικός σε συγκεκριμένες περιόδους και καταστάσεις, όπου η κίνηση μέσα στο δίκτυο δεν αναμένεται να είναι ομοιόμορφη αλλά να παρουσιάζει συγκεκριμένα μονοπάτια έντονης συμφόρησης. Με αυτό το μηχανισμό έχουμε μια αξιόπιστη μέθοδο μείωσης της κατανάλωσης ενέργειας του δικτύου σε τέτοιες περιπτώσεις όπως και ένα πολύ καλό τρόπο να προβλέψουμε που υπάρχουν ανάγκες ενίσχυσης των υπάρχουσών υποδομών.

Οι μηχανισμοί που προτείναμε θα μπορούσαν να λειτουργήσουν υποστηρικτικά ο ένας με τον άλλο για να αλλάξουν ριζικά την απόδοση του δικτύου κάνοντας το πιο προσαρμοστικό. Θα μπορούσαν συνδυαστικά να αποτελέσουν τη βάση ενός πραγματικά user centric δικτύου με υψηλά επίπεδα παραγόμενης ποιότητας υπηρεσίας. Με την πρώτη πρόταση, εξασφαλίζουμε έναν απλοϊκό μηχανισμό ταξινόμησης χρηστών που μπορεί να βελτιώσει την απόδοση σε πραγματικό χρόνο. Με το δεύτερο μηχανισμό προσφέρουμε ένα μηχανισμό πρόβλεψης της βέλτιστης θέσης για Smallcell σταθμούς βάσης και με τον τρίτο μηχανισμό εξασφαλίζουμε την αποδοτική αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων του δικτύου. Βλέπουμε λοιπόν ότι οι μηχανισμοί μας καλύπτουν τόσο την επέκταση όσο και τη συντήρηση του δικτύου. Συνδυαστικά μπορούν να βελτιώσουν την απόδοση του δικτύου όπως και την ποιότητα υπηρεσίας που απολαμβάνουν

οι χρήστες διατηρώντας την κατανάλωση ενέργειας σε χαμηλά επίπεδα.

Κεφάλαιο 7

Επίλογος

7.1 Συμπεράσματα

Τα δίκτυα υπολογιστών έχουν εξελιχθεί και συνεχίζουν να εξελίσσονται. Κάθε νέα γενιά δικτύων φέρνει και νέες τεχνολογίες και συνάμα νέες δυνατότητες. Τα δίκτυα υπολογιστών αποτελούν πολύπλοκες δομές που αποτελούνται από πολλούς κόμβους, κάθε ένας εκ των οποίων έχει το ρόλο του στο δίκτυο. Πέρα από τους σταθμούς βάσης που είναι υπεύθυνοι για την ικανοποίηση των χρηστών και οι χρήστες είναι εξίσου σημαντικοί καθώς καθορίζουν τις ανάγκες του δικτύου, στις οποίες βασίζονται οι πάροχοι για να επενδύουν στην ανάπτυξη τους.

Με την έλευση της νέας γενιάς δικτύων έχουμε φτάσει πλέον να είμαστε πολύ κοντά σε ένα πλήρως διασυνδεδεμένο δίκτυο στο οποίο συνυπάρχουν πολλές συσκευές από υπολογιστές, κινητά τηλέφωνα, αυτοκίνητα μέχρι και απλούς αισθητήρες. Όλες αυτές οι συσκευές πλέον λειτουργούν και επικοινωνούν ασύρματα μεταξύ τους, θέτοντας υπέρογκο όγκο στα δίκτυα υπολογιστών. Αν και αυτός ο όγκος δεδομένων αποτελεί σίγουρα πολύ μεγάλο όγκο για τα δίκτυα τέταρτης γενιάς στα, δίκτυα πέμπτης γενιάς είναι επιτακτικό να βρεθεί τρόπος να υποστηριχθεί αυτός ο όγκος δεδομένων και οι χρήστες που τον παράγουν.

Μπορούμε λοιπόν με ασφάλεια να πούμε ότι τα δίκτυα πέμπτης γενιάς όντως θα είναι user centric, που σημαίνει ότι θα πρέπει να βρεθεί τρόπος να προσαρμοστούν στις ανάγκες των χρηστών και να τις ικανοποιούν. Για να επιτευχθεί αυτό η εφαρμογή της MM φαντάζει μονόδρομος. Δεν μπορεί να αλλάξει ριζικά τον τρόπο με τον οποίο λειτουργούν τα δίκτυα υπολογιστών ωστόσο μπορεί να αξιοποιηθεί συμπληρωματικά με τα δικτυακά μοντέλα και να βοηθήσει στην βελτίωση της απόδοσης των δικτύων.

Στους μηχανισμούς που μελετήσαμε είδαμε την εφαρμογή της MM για να την πρόβλεψη της αντιστοίχισης χρηστών σε σταθμούς βάσης. Ο μηχανισμός αυτός συμπληρώθηκε από ένα μηχανισμό ο οποίος προτείνει ένα σύστημα το οποίο προτείνει την τοποθέτηση των νέων σταθμών βάσης σε σημεία τα οποία βρίσκονται κοντά στα cluster centers που προκύπτουν από προηγούμενα στιγμιότυπα του δικτύου. Τέλος για την εξοικονόμηση ενέργειας προτάθηκε ένας μηχανισμός ο οποίος προβλέπει το μονοπάτι που θα ακολουθούσαν οι χρήστες αν κινούνταν κατά μήκος του δικτύου. Αυτός ο μηχανισμός αποτελεί το τελευταίο στάδιο στις

προσομοιώσεις μας και μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα ολοκληρωμένο δίκτυο προκειμένου να μειώσει την ενέργεια που σπαταλάται σε περιπτώσεις όπου οι χρήστες δεν είναι ομοιόμορφα κατανομημένοι στο δίκτυο.

Οι μηχανισμοί έδωσαν αρκετά αξιολογικά αποτελέσματα. Συμπεραίνουμε ότι μπορούμε σε μεγάλο βαθμό να χρησιμοποιήσουμε τη MM για να λάβουμε αποφάσεις ως προς την ταξινόμηση χρηστών στα δίκτυα πέμπτης γενιάς αλλά και ότι μπορούμε να την χρησιμοποιήσουμε για να βελτιστοποιήσουμε την ποιότητα υπηρεσίας που θα λαμβάνουν οι χρήστες. Τα αποτελέσματα αν και πολύ αισιόδοξα μας αποδεικνύουν ότι η MM πρέπει να λειτουργεί συμπληρωματικά προς τα υπάρχοντα δικτυακά μοντέλα, και αυτό συμβαίνει γιατί πρέπει να μαθαίνει από αυτά πριν να μπορεί να τα αντικαταστήσει. Αυτό μας εξασφαλίζει ότι η έρευνα πρέπει να συνεχιστεί και για τα παραδοσιακά δίκτυα και τις μεθόδους που εφαρμόζονται σε αυτά αλλά και ότι αξίζει να διερευνηθούν οι δυνατότητες εφαρμογής της στα δίκτυα πέμπτης γενιάς. Η έρευνα αυτή θα πρέπει να είναι συμβατή με τις ανάγκες που παρουσιάζονται σε αυτή τη γενιά και να χαρακτηρίζεται από ευρηματικότητα. Ας δούμε κάποιες μελλοντικές επεκτάσεις που θα μπορούσαν να μελετηθούν.

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Οι μηχανισμοί που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας θα μπορούσαν να βελτιωθούν και να επεκταθούν περαιτέρω, ως προς τις ακόλουθες κατευθύνσεις:

- Σύγκριση αποτελεσμάτων με άλλες τεχνικές που πιθανώς μπορούν να εφαρμοστούν στις περιπτώσεις που εξετάζουμε. Η MM προσφέρει πολλές δυνατότητες και τεχνικές. Η επιλογή της τεχνικής πρέπει να γίνεται βάσει των αναγκών και της χρήσης για την οποία προορίζεται. Έτσι πρέπει να γίνει έλεγχος για άλλες συμβατές τεχνικές αλλά και να συγκριθούν τα παραχθέντα αποτελέσματα πριν κατασταλάξουμε στην βέλτιστη τεχνική για χρήση.
- Δυνατότητα παραγωγής δεδομένων τα οποία να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε οποιοδήποτε δίκτυο ανεξαρτήτου μεγέθους και μηχανισμού. Με άλλα λόγια χρειαζόμαστε μία καθολική τράπεζα δεδομένων τα οποία να εξαλείφουν την ανάγκη μελέτης κάθε δικτύου ξεχωριστά και της παραγωγής dataset από το εκάστοτε δίκτυο και εκπαίδευσης του μηχανισμού σε αυτό.
- Αξιολόγηση των μηχανισμών αυτών σε μεγαλύτερα δίκτυα ή σε δίκτυα που αντιπροσωπεύουν πραγματικά σενάρια χρήσης. Δηλαδή να παράγουμε ένα (scalability testing) για να δούμε τις ικανότητες και τα όρια των μηχανισμών που προτείνουμε. Με αυτόν τον τρόπο όχι μόνο μπορούμε να δούμε τις δυνατότητες τους, αλλά και τα μειονεκτήματά τους. Μια τέτοια διαδικασία είναι απαραίτητη ώστε να μπορέσουμε να τους βελτιώσουμε και να τους εξειδικεύσουμε ακριβώς για τη χρήση που προορίζονται.

Βιβλιογραφία

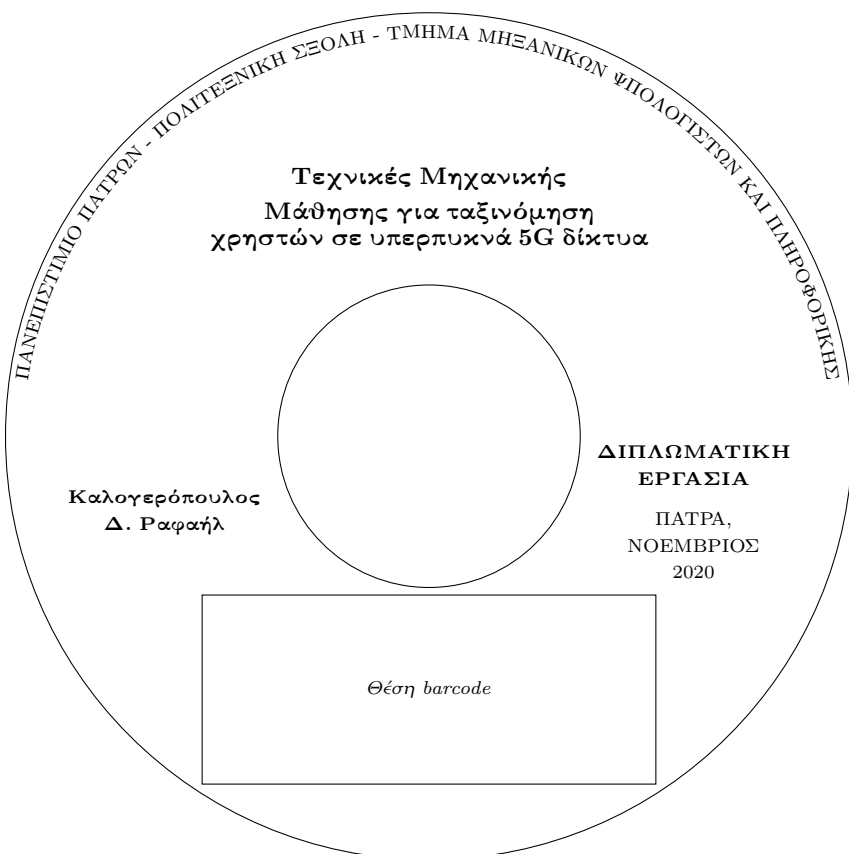
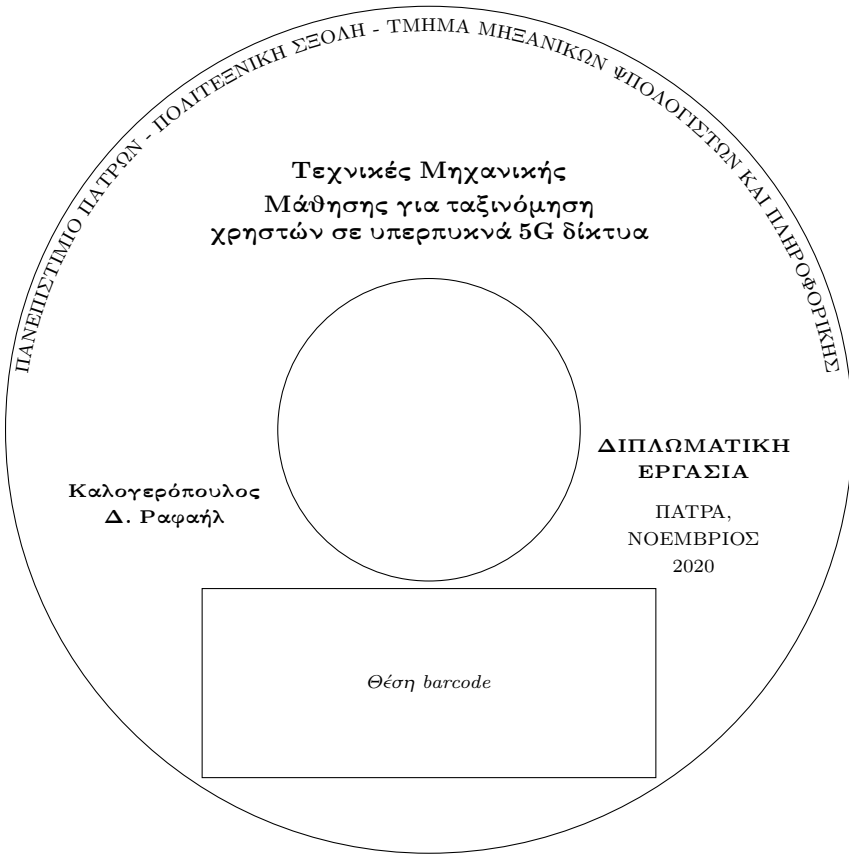
- [1] Εύη Παπαιωάννου. Ειδικά θέματα σε κινητά και ασύρματα δίκτυα. χ.χ.
- [2] Shannon's Theorem, 2001.
- [3] 5G - Frame Structure - 5G | ShareTechnote, 2019.
- [4] On the path to opening more spectrum for 5G in the U.S. | Qualcomm, 2019.
- [5] 5G Enhanced Mobile Broadband: Use Cases and Advantages - Telit, 2020.
- [6] 6 Amazing Machine Learning Applications in The Real World - Studytonight, 2020.
- [7] Cisco Annual Internet Report (2018–2023) White Paper, 2020.
- [8] Number of connected devices worldwide 2030 | Statista, 2020.
- [9] RPubS - K-Means Clustering Tutorial, 2020.
- [10] What is Linear Regression? - Statistics Solutions, 2020.
- [11] Chid Apté. The role of machine learning in business optimization. σελίδες 1–2, 2010.
- [12] Sumukh Bhandarkar και Ranjana Kammar. 4g technology. 2016.
- [13] Hamidreza Boostanimehr και Vijay Bhargava. Unified and distributed qos-driven cell association algorithms in heterogeneous networks. *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, 14, 2014.
- [14] R. Boutaba, Mohammad Salahuddin, Noura Limam, Sara Ayoubi, Nashid Shahriar, Felipe Estrada-Solano και Oscar Caicedo Rendon. A comprehensive survey on machine learning for networking: Evolution, applications and research opportunities. *Journal of Internet Services and Applications*, 9, 2018.
- [15] Yang Cheng, Jinkun Geng, Yanshu Wang, Junfeng Li, Dan Li και Jianping Wu. Bridging machine learning and computer network research: a survey. *CCF Transactions on Networking*, 2018.
- [16] Yiu Ming Cheung. k-means: A new generalized k-means clustering algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 24(15):2883 – 2893, 2003.

- [17] Massimo Condoluci, Toktam Mahmoodi, Maria Lema και Mischa Dohler. *5G IoT industry verticals and network requirements*, σελίδες 148–175. 2017.
- [18] Contributors to Wikimedia projects. Macrocell - Wikipedia, 2019.
- [19] Contributors to Wikimedia projects. 1G - Wikipedia, 2020.
- [20] Contributors to Wikimedia projects. 2G - Wikipedia, 2020.
- [21] Contributors to Wikimedia projects. 3G - Wikipedia, 2020.
- [22] Contributors to Wikimedia projects. 4G - Wikipedia, 2020.
- [23] Contributors to Wikimedia projects. Decision tree - Wikipedia, 2020.
- [24] Contributors to Wikimedia projects. Enhanced Data Rates for GSM Evolution - Wikipedia, 2020.
- [25] Contributors to Wikimedia projects. Evolved High Speed Packet Access - Wikipedia, 2020.
- [26] Contributors to Wikimedia projects. General Packet Radio Service - Wikipedia, 2020.
- [27] Contributors to Wikimedia projects. GSM - Wikipedia, 2020.
- [28] Contributors to Wikimedia projects. History of mobile phones - Wikipedia, 2020.
- [29] Contributors to Wikimedia projects. Microcell - Wikipedia, 2020.
- [30] Contributors to Wikimedia projects. Picocell - Wikipedia, 2020.
- [31] Contributors to Wikimedia projects. Polynomial regression - Wikipedia, 2020.
- [32] Contributors to Wikimedia projects. Small cell - Wikipedia, 2020.
- [33] Contributors to Wikimedia projects. Wireless network - Wikipedia, 2020.
- [34] Qing Cui, Feng Shan Bai, Bin Gao και Tie Yan Liu. Global optimization for advertisement selection in sponsored search. *Journal of Computer Science and Technology*, 30:295–310, 2015.
- [35] Sabine Dahmen-Lhuissier. ETSI, 2020.
- [36] Editorial Team. 5G vs. 4G - A Side-by-Side Comparison. *Data Makes Possible*, 2020.
- [37] Hisham Elshaer, Federico Boccardi, Mischa Dohler και Ralf Irmer. Downlink and uplink decoupling: a disruptive architectural design for 5g networks. 2014.
- [38] A. Eswaradass, Xian-He Sun και Ming Wu. Network bandwidth predictor (nbp): a system for online network performance forecasting. Στο *Sixth IEEE International Symposium on Cluster Computing and the Grid (CCGRID'06)*, τόμος 1, σελίδες 4 ππ.–268, 2006.

- [39] Zebing Feng, Wei Li και Wenping Chen. Downlink and uplink splitting user association in two-tier heterogeneous cellular networks. *2014 IEEE Global Communications Conference, GLOBECOM 2014*, σελίδες 4659–4664, 2015.
- [40] Longhui Gang, Mingheng Zhang, Lianfeng Zhang και Juanjuan Hu. Automatic road marking recognition for intelligent vehicle systems application. *Advances in Mechanical Engineering*, 9, 2017.
- [41] Dr. Michael J. Garbade. Clearing the Confusion: AI vs Machine Learning vs Deep Learning Differences. *Medium*, 2018.
- [42] Avrajit Ghosh, Arnab Raha και Amitava Mukherjee. Energy-efficient iot-health monitoring system using approximate computing. *Internet of Things*, 9:100166, 2020.
- [43] Alexandre Gonfalonieri. How to Build A Data Set For Your Machine Learning Project. *Medium*, 2019.
- [44] Monowar Hasan και Ekram Hossain. Distributed resource allocation in 5g cellular networks. 2014.
- [45] Jithin Jagannath, Nicholas Polosky, Anu Jagannath, Francesco Restuccia και Tommaso Melodia. Machine learning for wireless communications in the internet of things: A comprehensive survey, 2019.
- [46] Peter Jeffcock. What's the Difference Between AI, Machine Learning, and Deep Learning? *Big Data Blog*, 2018.
- [47] X. Jin, J. Sun, R. Zhang, Y. Zhang και C. Zhang. Specguard: Spectrum misuse detection in dynamic spectrum access systems. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 17(12):2925–2938, 2018.
- [48] Afaq Khan, Mohammed Qadeer, Juned Ansari και Sariya Waheed. 4g as a next generation wireless network. τόμος 0, σελίδες 334–338, 2009.
- [49] Igor Kononenko. Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective. *Artificial Intelligence in Medicine*, 23(1):89 – 109, 2001.
- [50] Arun Kumar, Manisha Gupta και Piyush Vardhan. Mimo- past, present and future: A review. *Indian Journal of Science and Technology*, 9:1–13, 2017.
- [51] Youguo Li και Haiyan Wu. A clustering method based on k-means algorithm. *Physics Procedia*, 25:1104–1109, 2012.
- [52] Mobasshir Mahbub. A smart farming concept based on smart embedded electronics, internet of things and wireless sensor network. *Internet of Things*, 9:100161, 2020.
- [53] Ryszard Michalski, Jaime Carbonell και T. Mitchell. *Machine learning. an Artificial Intelligence approach. Volume 2*, τόμος 2, σελ. II. 1983.

- [54] Muhammad Munir. Different generations of cellular networks system, 2005.
- [55] Electronics Notes. 5G Frequency Bands, Channels for FR1 & FR2 » Electronics Notes, 2020.
- [56] Eva Ostertagova. Modelling using polynomial regression. *Procedia Engineering*, 48:500–506, 2012.
- [57] Sagar Patel, Vatsal Shah και Maharshi Kansara. Comparative study of 2g, 3g and 4g. 3:2456–3307, 2018.
- [58] Ivens Portugal, Paulo Alencar και Donald Cowan. The use of machine learning algorithms in recommender systems: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 97, 2015.
- [59] Danda B Rawat, G Yan και V Bista. *Wireless Network Security: An Overview*. 2013.
- [60] Lior Rokach και Oded Maimon. *Data Mining With Decision Trees: Theory and Applications*. World Scientific Publishing Co., Inc., USA, 2ηδη έκδοση, 2014.
- [61] M. Shi, K. Yang, C. Xing και R. Fan. Decoupled heterogeneous networks with millimeter wave small cells. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 17(9):5871–5884, 2018.
- [62] Hossein Shokri-Ghadikolaei, Federico Boccardi, Carlo Fischione, Gabor Fodor και Michele Zorzi. Spectrum sharing in mmwave cellular networks via cell association, coordination, and beamforming. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 34(11):2902–2917, 2016.
- [63] S. Sun, K. Adachi, P. H. Tan, Y. Zhou, J. Joung και C. K. Ho. Heterogeneous network: An evolutionary path to 5g. Στο *2015 21st Asia-Pacific Conference on Communications (APCC)*, σελίδες 174–178, 2015.
- [64] Sanchit Tanwar. Introduction to machine learning and deep learning. *Medium*, 2019.
- [65] M. Wang, Y. Cui, X. Wang, S. Xiao και J. Jiang. Machine learning for networking: Workflow, advances and opportunities. *IEEE Network*, 32(2):92–99, 2018.
- [66] P. Wang, S. Lin και M. Luo. A framework for qos-aware traffic classification using semi-supervised machine learning in sdns. Στο *2016 IEEE International Conference on Services Computing (SCC)*, σελίδες 760–765, 2016.
- [67] E. S. Yu και C. Y. R. Chen. Traffic prediction using neural networks. Στο *Proceedings of GLOBECOM '93. IEEE Global Telecommunications Conference*, σελίδες 991–995 ολ.2, 1993.

-
- [68] L. Zhang, Y. Cui, M. Wang, Z. Yang και Y. Jiang. Machine learning for internet congestion control: Techniques and challenges. *IEEE Internet Computing*, 23(5):59–64, 2019.





ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙ-
ΣΤΩΝ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για ταξινόμηση
χρηστών σε υπερπυκνά 5G δίκτυα

Καλογερόπουλος Δ. Ραφαήλ

ΠΑΤΡΑ
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ 2020



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙ-
ΣΤΩΝ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για ταξινόμηση
χρηστών σε υπερπυκνά 5G δίκτυα

Καλογερόπουλος Δ. Ραφαήλ

ΠΑΤΡΑ
ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ 2020

